



Étude de corrélats électrophysiologiques pour la discrimination d'états de fatigue et de charge mentale : apports pour les interfaces cerveau-machine passives

Raphaëlle N. Roy

► To cite this version:

Raphaëlle N. Roy. Étude de corrélats électrophysiologiques pour la discrimination d'états de fatigue et de charge mentale : apports pour les interfaces cerveau-machine passives. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Grenoble Alpes, 2015. Français. NNT : 2015GREAT041 . tel-01217465

HAL Id: tel-01217465

<https://theses.hal.science/tel-01217465>

Submitted on 19 Oct 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

Spécialité : **Signal, Image, Parole, Télécoms**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Raphaëlle N. ROY

Thèse dirigée par **Sylvie CHARBONNIER** et

Co-encadrée par **Stéphane BONNET** et **Aurélie CAMPAGNE**

Préparée au sein du **Laboratoire d'Électronique et des
Systèmes pour la Santé (LE2S)** du CEA Léti, DRT/DTBS/STD
dans l'École Doctorale EEATS

Étude de corrélats électrophysiologiques pour la discrimination d'états de fatigue et de charge mentale :

Apports pour les interfaces cerveau- machine passives

Thèse soutenue publiquement le **4 juin 2015**,
devant le jury composé de :

M. Christian JUTTEN

Professeur à l'Université Grenoble Alpes, *Président du jury*

M. François CABESTAING

Professeur à l'Université de Lille, *Rapporteur*

M. Jean-Philippe LACHAUX

Directeur de recherche à l'INSERM, Lyon, *Rapporteur*

M. Martin BOGDAN

Professeur à l'Université de Leipzig, *Examineur*

M. Fabien LOTTE

Chargé de recherche à l'INRIA, Bordeaux, *Examineur*

Mme Sylvie CHARBONNIER

Maître de conférences à l'Université Grenoble Alpes, *Directrice*

M. Stéphane BONNET

Ingénieur chercheur au CEA, *Encadrant principal*

Mme Aurélie CAMPAGNE

Maître de conférences à l'Université Grenoble Alpes, *Encadrante*



À ma famille

"Pour apprendre : il faut sonder les profondeurs de notre ignorance." Hildegarde von Bingen

Remerciements

Quand j'étais en master, j'ai souvent entendu les doctorants se plaindre d'avoir commencé une thèse et nous déconseiller de nous lancer dans cette voie. Malgré cela, bille en tête, je me suis tout de même lancée. Il y a eu des hauts et des bas, avec une première année sur les chapeaux de roues, une deuxième complètement démotivée, et une troisième bien fatiguée, mais déterminée. Au bout du compte, à la fin de ces 3 ans et demi, je suis satisfaite de m'être lancée dans cette aventure, et d'être arrivée à bon port.

Je voudrais tout d'abord remercier les membres de mon jury d'avoir accepté d'évaluer mon travail et de s'être déplacés à Grenoble pour ma soutenance. Merci à mes deux rapporteurs, François Cabestaing et Jean-Philippe Lachaux, d'avoir pris le temps d'évaluer mon manuscrit et merci pour vos remarques très pertinentes à ce sujet. Merci à Martin Bogdan et à Fabien Lotte d'avoir été examinateurs de ce travail de thèse. Merci à Christian Jutten d'avoir accepté de présider ce jury. Enfin, merci à vous tous pour votre bienveillance, votre sympathie et nos échanges agréables.

Je voudrais ensuite dire un grand merci à mes encadrants. Merci de m'avoir choisie pour cette thèse orientée traitement du signal, malgré mon parcours atypique en sciences cognitives avec une forte composante en sciences humaines. Comme vous l'avez si bien dit lors de la soutenance, c'était un pari risqué ! J'espère que vous ne le regrettez pas. Moi, pas le moins du monde. Vous m'avez chacun apporté une grande aide et c'était un plaisir de travailler avec vous ! Merci Stéphane pour ton aide en traitement du signal et pour ton suivi régulier au CEA. Merci Sylvie pour ta direction et ton aide pour l'analyse des signaux oculaires. Merci Aurélie de m'avoir suivie -et supportée- depuis le master jusqu'à la fin de cette thèse et de m'avoir perfectionnée en EEG. Il paraît que ça n'est pas évident d'être encadrée par plusieurs personnes. Je trouve au contraire que c'était un avantage, car vous avez chacun apporté votre expertise à ce travail, et qu'il est plus facile de se faire une idée juste d'un sujet de recherche lorsque quatre personnes joignent leur réflexion. Merci aussi à vous trois pour votre amitié, j'espère que nous garderons le contact.

Merci au LE2S de m'avoir accueillie chaleureusement pendant 3 ans et merci au Gipsa-Lab de m'avoir accueillie par intermittences au cours de cette thèse. Merci au personnel technique du LPNC et de la plateforme IRMAGe, Eric et Sylvain, pour leur aide lors du montage des protocoles expérimentaux. Merci à tous mes collègues de travail et amis du LE2S, dont mes co-bureaux, Pierre J. et Maeva, mais aussi Venc', Pascale, Jean-François, Alain, Yvon, Sadok, Jean, Laurent, Pierre G. et Régis. Merci aux CDDs/post-docs dont Anne-Lore, Florence, Aurélien, Florent, Chesner et Olivier pour toutes nos discussions autour d'un café (ou plutôt d'un thé). Merci aux doctorants et stagiaires dont Alexandre B., Andrey, Rémi, Pascal, Abbas, Florent, Alexandre F., François, Arnaud, Alexandra, Gaëlle, Alexis, Maëlys et Elodie pour leur bonne humeur et leur amitié. Merci aussi à Mélanie, les deux Nicolas, Sophie, Coralie, Caroline, Magali, Sabine, Benoît, Marcé, Raha, Julian et Alizée, mes amis et collègues de master recherche. Merci au Chœur des Universités de Grenoble et à mes professeurs et amis du conservatoire de Grenoble. Merci aux volontaires qui ont passé mes expériences. Enfin, merci aussi à tous ceux dont j'ai croisé le chemin au cours de cette thèse et que j'aurais malencontreusement oublié de mentionner.

Merci à toute ma famille, à mes grands-parents, mes oncles et tantes et mes cousins, mais surtout merci à mes parents et mes frères qui m'ont supportée depuis le tout début et qui m'ont incitée à faire ce que je souhaitais, et m'ont toujours soutenue. Enfin, merci à Nicolas, mon mari, pour son amour et sa patience, et, puisque la vie ne s'arrête pas pendant la thèse, merci à Fantin d'être venu illuminer mon quotidien.

Je voudrais finir par te remercier, toi, lecteur de ce manuscrit. Merci de t'intéresser à mes recherches, et merci de prendre le temps de lire ces quelques lignes.

Résumé

L'estimation de l'état mental d'un individu sur la base de son activité cérébrale et de ses activités physiologiques résultantes est devenue l'un des challenges des interfaces cerveau-machine (ICM) dites passives, dans le but notamment de répondre à un besoin en neuroergonomie. Ce travail de thèse se focalise sur l'estimation des états de fatigue et de charge mentale. Son objectif est de proposer des chaînes de traitement efficaces et réalistes dans leur mise en œuvre. Ainsi, un des points à l'étude a été la modulation des indicateurs de charge ainsi que la robustesse des performances de classification en fonction du temps passé sur une tâche (TPT). L'impact de la charge et du TPT sur les marqueurs d'état attentionnel a aussi été évalué. Pour ce faire, un protocole expérimental a été mis en œuvre afin de recueillir les signaux électro-encéphalographiques (EEG), cardiaques (ECG) et oculaires (EOG) de participants volontaires sains lors de la réalisation prolongée d'une tâche combinant charge en mémoire de travail et attention sélective. Des chaînes de traitement performantes incluant une étape de filtrage spatial et une classification supervisée ont été mises en place afin de classer au mieux ces états. La pertinence de plusieurs marqueurs électrophysiologiques a été comparée, notamment l'activité EEG spontanée et les potentiels évoqués (PEs), ainsi que différentes étapes de prétraitement dont les méthodes de filtrage spatial pour PEs. Des effets d'interactions ont été mis au jour entre les différents états mentaux, dont un effet négatif du TPT sur les performances en classification de la charge mentale lorsque l'on utilise des marqueurs mesurant la puissance moyenne de l'EEG dans des bandes de fréquence d'intérêt. La chaîne basée sur les PEs est en revanche robuste à cet effet. Une comparaison du type de stimuli utilisables pour éliciter les PEs a révélé que des stimuli tâche-indépendants permettent tout de même d'obtenir des performances très élevées, ce qui montre leur pertinence pour une implémentation en situation réelle. En perspective seront présentés des travaux en cours visant à mettre en évidence des marqueurs de charge mentale robustes à la tâche, ainsi que l'utilité des potentiels évoqués auditifs en paradigme de simple stimulus.

Mots clefs : Interface-cerveau-machine ; Electroencéphalographie (EEG) ; Fatigue mentale ; Charge mentale ; Attention sélective ; Classification ; Filtrage spatial.

Abstract

Mental state estimation on the basis of cerebral activity and its resulting physiological activities has become a challenge for passive Brain-Computer Interfaces (BCI), in particular to address a need in neuroergonomics. This thesis work focuses on mental fatigue and workload estimation. Its purpose is to provide efficient and realistic processing chains. Thus, one issue was the modulation of workload markers as well as classification performance robustness depending on time-on-task (TOT). The impact of workload and TOT on attentional state markers was also assessed. For those purposes, an experimental protocol was implemented to collect the electroencephalographic (EEG), cardiac (ECG) and ocular (EOG) signals from healthy volunteers as they performed for a prolonged period of time a task that mixes working memory load and selective attention. Efficient signal processing chains that include spatial filtering and classification steps were designed in order to better estimate these mental states. The relevance of several electrophysiological markers was compared, among which spontaneous EEG activity and event-related potentials (ERPs), as well as various preprocessing steps such as spatial filtering methods for ERPs. Interaction effects between mental states were brought to light. In particular, TOT negatively impacted mental workload estimation when using power features. However, the chain based on ERPs was robust to this effect. A comparison of the type of stimuli that can be used to elicit the ERPs revealed that task-independent probes still allow very high performance, which shows their relevance for real-life implementation. Lastly, ongoing work that aims at assessing task-robust workload markers, as well as the usefulness of auditory ERPs in a single-stimulus paradigm will be presented as prospects.

Keywords : Brain-computer interfaces ; Electroencephalography (EEG) ; Mental fatigue ; Mental workload ; Selective attention ; Classification ; Spatial filtering.

Table des matières

Remerciements	7
Résumé	8
Table des matières	10
Lexique	16
Introduction	17
0.1 Problématique d'ergonomie	17
0.2 Interfaces cerveau-machine	17
0.3 Thèse	19
 I Section théorique	 21
1 Signaux électrophysiologiques	22
1.1 Signal EEG	22
1.1.1 Origine physiologique du signal	22
Système nerveux central	22
Cellules nerveuses et potentiels d'action	23
Potentiel post-synaptique et dipôle électrique	24
1.1.2 Principe de mesure	24
Appareillage	24
Signal mesuré	25
1.2 Mesures périphériques	27
1.2.1 Activité cardiaque	27
1.2.2 Activité oculaire	28
 2 Traitement du signal pour les ICMs	 30
2.1 Notations	30
2.2 Introduction	31
2.3 Traitement du signal EEG	33
2.3.1 Prétraitements	33
Gestion des artéfacts	33
Filtrage fréquentiel	35
2.3.2 Filtrage spatial	35
Filtre CAR	36
Filtre laplacien	36
Filtre bipolaire	36
Analyse en Composantes Principales	36
Séparation Aveugle de Sources	37

	Filtrage par Common Spatial Pattern	38
	Analyse Canonique des Corrélations	38
	Algorithme xDAWN	39
2.3.3	Extraction des caractéristiques	39
	EEG spontané	40
	Caractéristiques temporelles	40
	Caractéristiques fréquentielles	41
	Caractéristiques spatiales	41
	Mesures de connectivité	41
	EEG évoqué	42
2.4	Traitement du signal ECG	43
2.4.1	Prétraitements	43
2.4.2	Extraction des caractéristiques	44
	Rythme cardiaque	44
	Variabilité cardiaque	44
2.5	Traitement du signal EOG	45
2.5.1	Prétraitements	45
2.5.2	Extraction des caractéristiques	45
2.6	Sélection/réduction des caractéristiques	45
2.7	Méthodes de traduction	48
2.7.1	Principe	48
2.7.2	Classification	49
	Avec modélisation statistique	49
	Sans modélisation statistique	50
2.7.3	Régression	53
	Linéaire	53
	Logistique	54
	PLS	54
2.7.4	Combinaison de caractéristiques ou de classifieurs	54
2.7.5	Validation	55
	Méthodes de partitionnement	55
	Méthodes d'évaluation	55
2.8	Conclusion	57
3	ICMs passives & états mentaux	58
3.1	États mentaux	58
3.1.1	Relation état mental - mesure physiologique	58
3.1.2	États mentaux pertinents pour le suivi d'opérateurs	59
3.2	Fatigue mentale	59
3.2.1	Définition	59
3.2.2	Marqueurs comportementaux et électrophysiologiques	60
3.2.3	Systèmes de reconnaissance	62
3.3	Charge mentale	64
3.3.1	Définition	64
3.3.2	Marqueurs comportementaux et électrophysiologiques	65
3.3.3	Systèmes de reconnaissance	68
3.4	Attention sélective	70
3.4.1	Définition	70
3.4.2	Marqueurs électrophysiologiques	71
3.4.3	Systèmes de reconnaissance	72
3.5	Interactions entre états mentaux	72
3.5.1	Interaction charge / fatigue mentale	72

3.5.2	Interaction charge mentale / attention sélective	73
3.5.3	Interaction fatigue mentale / attention sélective	73
3.5.4	Interaction double	74
3.6	Axes de recherche	74
3.6.1	Marqueurs électrophysiologiques	74
3.6.2	Chaînes de traitement	75
3.6.3	Objectifs du travail de thèse	75
II	Section expérimentale	77
4	Protocole expérimental et acquisition de données : Projet WAVE²	78
4.1	Montage du projet et Comité de Protection des Personnes	78
4.2	Participants	78
4.2.1	Recrutement	78
4.2.2	Nombre, typologie & indemnisation	79
4.3	Protocole expérimental	79
4.3.1	Tâche test	79
4.3.2	Tâche contrôle	80
4.3.3	Structure globale de l'expérience	81
4.3.4	Pertinence du protocole	81
4.4	Acquisition des données	82
4.4.1	Lieu d'acquisition	82
4.4.2	Appareillage	82
	Système de stimulation	82
	Données comportementales & subjectives	83
	Données physiologiques	83
4.5	Bilan synthétique	83
5	Estimation de la fatigue mentale	85
5.1	Introduction	85
5.2	Extraction de marqueurs oculaires dérivés des signaux EEG	85
5.2.1	Intérêt	85
5.2.2	Méthodologie d'extraction et de caractérisation des clignements	87
	Détection des clignements	87
	Séparation de sources	87
	Identification des sources oculaires	88
	Découpage des clignements	89
	Caractérisation des clignements	90
5.2.3	Méthode de validation	90
	Données	90
	Méthode	91
	Évaluation du découpage des clignements	91
	Évaluation de la caractérisation des clignements	91
5.2.4	Résultats	91
	Classification des sources	91
	Reconstruction du signal & détection des clignements	92
	Caractérisation des clignements	93
	Utilisation pour suivre l'état de fatigue mentale	94
5.2.5	Discussion des résultats	96
5.3	Estimation basée sur des marqueurs cérébraux et cardiaques	97
5.3.1	Intérêt	97

5.3.2	Méthodologie générale	98
	Données :	98
	Structure globale de la chaîne de traitement :	98
	Analyses statistiques :	100
5.3.3	Étude basée sur l'activité EEG spontanée	100
	Chaîne de traitement utilisée	101
	Pré-traitements :	101
	Extraction de caractéristiques :	102
	Caractéristiques supplémentaires :	103
	Partitionnement, classification et validation :	103
	Résultats	104
5.3.4	Étude basée sur l'activité ECG	107
	Chaîne de traitement utilisée	107
	Pré-traitements :	107
	Extraction de caractéristiques :	108
	Partitionnement, classification et validation :	109
	Résultats	109
5.3.5	Discussion générale des études basées sur les activités EEG et ECG	110
5.4	Conclusion	112
6	Estimation de la charge mentale	114
6.1	Introduction	114
6.1.1	Charge mentale & études de ce travail de thèse	114
6.1.2	Données	114
6.1.3	Structure globale des chaînes de traitement	116
6.1.4	Analyses statistiques	116
6.2	Estimation basée sur des marqueurs d'EEG spontané	116
	Chaîne de traitement utilisée	117
	Résultats	119
	1) Chaîne de traitement :	119
	2) Fenêtre d'analyse :	121
	3) Tâche contrôle/test :	122
6.3	Estimation basée sur des marqueurs d'EEG évoqué	123
	Chaîne de traitement utilisée	124
	Prétraitements spécifiques :	124
	Extraction des potentiels évoqués :	125
	Résultats	126
	1) Méthodes de filtrage spatial :	126
	2) Types de sondes :	128
	3) Fenêtre d'analyse :	129
	Autres aspects :	131
6.4	Phénomènes d'interaction & stabilité des chaînes de traitement	132
	Méthode	133
	Résultats	133
6.5	Discussion des résultats & conclusion	135
6.6	Perspectives & travaux en cours	139
6.6.1	Marqueurs de connectivité - Stage de Radka Dolezalova	140
6.6.2	Sondes auditives indépendantes de la tâche et ignorées	140
	Démonstrateur CEA - Stage d'Alexis Breust	140
	Projet CARACOG	141
6.6.3	Marqueurs de charge indépendants de la tâche	143

7	Effet conjoint de la fatigue et de la charge sur l'attention sélective	145
7.1	Introduction	145
7.1.1	Traitement des stimuli	145
7.1.2	Épuisement des ressources	146
	Charge mentale	146
	Fatigue mentale	147
7.1.3	But de l'étude	147
7.2	Méthodologie	148
7.2.1	Données	148
7.2.2	Chaîne de traitement & analyses	148
	Prétraitements	149
	Extraction des caractéristiques	149
	Sélection de la fenêtre d'analyse :	150
	Sélection d'électrodes :	150
	Caractéristiques :	152
	Analyses statistiques	152
	Données comportementales :	152
	Potentiels évoqués :	152
7.3	Résultats	153
7.3.1	Performances comportementales et fatigue ressentie	153
7.3.2	Potentiels évoqués	153
7.4	Discussion des résultats	154
7.4.1	Traitement des stimuli	154
7.4.2	Impact de la charge et de la fatigue mentales	156
7.4.3	Impact conjoint de la charge et de la fatigue mentales	157
7.5	Conclusion	158
III	Conclusion	160
8	Conclusion générale & Perspectives	161
8.1	Estimation de la fatigue mentale	161
8.2	Estimation de la charge mentale	162
8.3	Évaluation de l'impact conjoint de la fatigue et de la charge mentales	164
8.4	Vers des interfaces cerveau-machine passives performantes et peu intrusives	164
	Références	166
	Annexes	182
A	Mesures de non gaussianité	183
A.1	Kurtosis	183
A.2	Entropie	183
A.3	Information Mutuelle	183
B	Dossier CPP du projet WAVE²	184
C	Profils de fatigue des participants du protocole WAVE²	214
D	Données supplémentaires du chapitre VII	216
E	Dossier CPP du projet CARACOG	223

F Curriculum vitae détaillé	248
G Productions scientifiques découlant de la thèse	254
H Liste des vacations données au cours de la thèse & encadrements réalisés	256
H.1 Vacations	256
H.2 Encadrements	256

Lexique

- MSM : Suivi de l'état mental ("Mental State Monitoring")
- ICM : Interface cerveau-machine
- EEG : Électro-encéphalographie
- EOG : Électro-oculographie
- ECG : Électrocardiographie
- NIRS : Spectroscopie proche infra-rouge ("Near Infra-Red Spectroscopy")
- SAS : Séparation Aveugle de Sources
- ACI : Analyse en composantes indépendantes
- ACP : Analyse en composantes principales
- ERP : Potentiel évoqué ("Event Related Potential")
- PLS : Régression "partial least square" ou régression des moindres carrés partiels
- EVD : Décomposition en valeurs propres ("Eigen Value Decomposition")
- SVD : Décomposition en valeurs singulières ("Singular Value Decomposition")
- DSP : Densité Spectrale de Puissance
- FLDA : Analyse Discriminante Linéaire de Fisher ("Fisher Linear Discriminant Analysis")
- ACC : Analyse de Corrélation Canonique ("Canonical Correlation Analysis")
- CSP : Common Spatial Pattern

Introduction

0.1 Problématique d'ergonomie

La problématique de l'estimation de l'état mental - ou état psychophysique - d'un individu est très ancienne, et s'est développée dans différents champs disciplinaires tels que la philosophie, la psychologie, les neurosciences, et, plus récemment, en ergonomie et en ingénierie. En **ergonomie**, on utilise le terme "mental state monitoring" (MSM), ou suivi de l'état mental, pour désigner l'estimation de l'état mental d'un individu par différents types de mesures. Les mesures classiquement utilisées sont de trois types [1] :

- Mesures de performance : mesures comportementales
- Mesures qualitatives : questionnaires de ressenti
- Mesures physiologiques : activité cardiaque, activité oculaire, activité électrodermale.

Toutes ces mesures sont indirectes, y compris les dernières qui ne seraient que la résultante au niveau périphérique de l'activité du système nerveux central lors de tel ou tel processus mental. Il manquait donc une mesure 'directe' des états mentaux. Avec les développements technologiques, et le développement des neurosciences et de l'apprentissage automatique, un nouveau type d'ergonomie est né au début du 21^{ème} siècle : la **neuroergonomie** [2]. Celle-ci utilise des outils de neuroimagerie (ex : électroencéphalographie) afin de caractériser l'état mental des individus à des fins d'amélioration des situations de travail, et donc de la performance des opérateurs.

D'après Parasuraman et ses collaborateurs [3], la neuroergonomie englobe différents axes de recherche telles que l'aviation, la conduite, et la neuro-ingénierie. Cette dernière a pour but d'utiliser les mesures de l'état mental de la personne comme un canal supplémentaire de transfert d'informations entre l'Homme et la machine. Ce tout nouveau champ disciplinaire, bien qu'en expansion rapide, est encore trop jeune pour être unifié, et l'on peut en retrouver mention sous différentes appellations. Ainsi, outre "mental state monitoring", on peut lire les termes "cognitive state assessment", "neuro-industrial engineering", "physiological computing", "user-state monitoring" ou encore "physiologically adaptive user-interface" qui font tous référence à des mesures de l'état mental à des fins d'ergonomie et/ou d'ingénierie [4, 5, 6, 7]. À toutes ces appellations s'ajoute celle qui nous concerne : celle d'"interface cerveau-machine passive".

0.2 Interfaces cerveau-machine

Les **interfaces cerveau-machine** (ICM ; BCI en anglais pour "Brain Computer Interface") sont un nouveau type d'interfaces homme-machine (IHM) qui a vu le jour en 1973 avec les travaux de Vidal [8]. Une ICM est un système permettant un échange d'informations entre le cerveau d'un individu et une machine extérieure à celui-ci sans passer par une activité motrice, en utilisant comme entrée l'activité cérébrale de la personne [9]. Les ICMs ont d'abord été développées dans le but de fournir un canal de communication à des personnes ne pouvant plus effectuer d'activité motrice, telles que celles souffrant de "locked-in" syndrome, ou les personnes tétraplégiques. Les ICMs apportent alors à la personne une possibilité de contrôler un effecteur grâce à son activité

cérébrale [10, 9]. On parle dans ce cas-ci d'ICMs actives et/ou réactives puisque l'individu va chercher à contrôler un système [11]. L'activité cérébrale est recueillie, analysée et classée afin d'être interprétée pour faire réagir un effecteur en conséquence. La structure globale d'une ICM active est donnée par la figure 1.

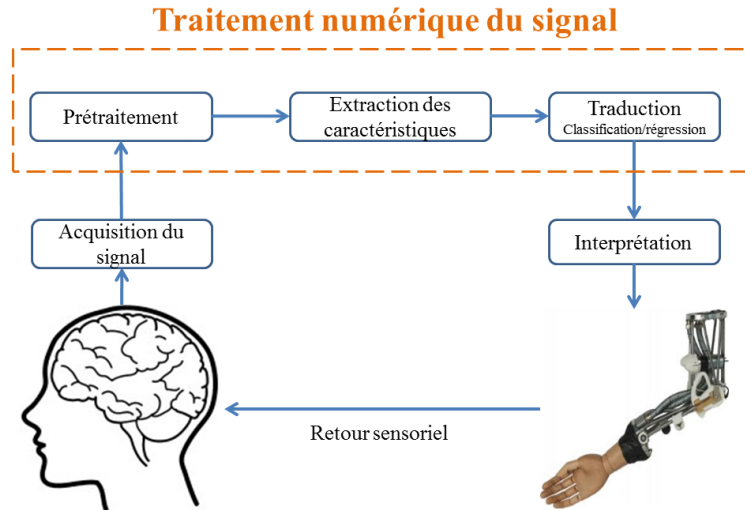


FIGURE 1 – Structure générale d'une ICM active

Depuis peu, la structure de ces systèmes a été détournée de son but premier -à savoir le contrôle d'un effecteur par le sujet- afin de fournir un outil pour effectuer du "mental state monitoring" (MSM). On parle ainsi d'ICMs "**passives**" pour nommer des systèmes qui ne vont plus utiliser une activité cérébrale volontairement dirigée vers le contrôle d'un effecteur, mais qui vont, en revanche, utiliser l'activité cérébrale de l'individu pour enrichir la communication homme-machine de manière **implicite** [12], notamment pour servir d'indicateur de son état mental à des fins d'évaluation de conditions de sécurité, par exemple lors de situations de pilotage ou de conduite automobile [13], ou encore pour effectuer des thérapies. Dans ce cadre-ci, l'activité cérébrale est recueillie, analysée et classée pour être interprétée, non pas afin de faire réagir un effecteur, mais afin de créer un retour graphique ou sous une autre forme, par exemple vers un système de décision du niveau d'automatisation (e.g. pilotage), ou bien à l'intention de surveillants d'opérateurs, ou de l'opérateur lui-même. Dans ce dernier cas, on parlera alors de **neurofeedback**. La structure globale d'une ICM passive est donnée par la figure 2.

Les applications cliniques des ICMs passives sont multiples, avec notamment :

- les systèmes de surveillance de l'état hypnotique des patients au bloc opératoire afin de mieux réguler le dosage d'anesthésiants (ex : Bispectral Index, BIS[®], http://www.healthcare.philips.com/fr_fr/products/patient_monitoring/products/bis/)
- les systèmes de surveillance des phases de sommeil (ex : Sleep Profiler[®], <http://www.advancedbrainmonitoring.com/sleep-profiler/>)
- l'utilisation du neurofeedback afin d'entraîner par exemple les patients atteints de TDAH (trouble déficitaire de l'attention avec hyperactivité) à réguler leur état attentionnel [14].

Mais les systèmes d'ICMs passives ont aussi de multiples applications non-cliniques, dont celles listées dans la figure 3 [6, 12, 15, 16]. Les ICMs passives permettent donc de répondre à un besoin grandissant en neuroergonomie. De plus, les ICMs passives ont un avantage majeur :

elles permettent une évaluation de l'état mental au cours de la réalisation d'une tâche, sans interruption, ce qui permet non seulement d'effectuer des mesures directes plus rapides, mais aussi d'adapter des systèmes d'IHM en parallèle.

Comme le précisent Putze et collaborateurs [17], les systèmes de monitoring basés sur la vidéo et le son nécessitent que l'utilisateur soit à la bonne distance, et dans le bon angle pour effectuer les mesures. Enfin, d'après Picard et collaborateurs [18], les capteurs physiologiques sont perçus comme moins intrusifs que les caméras ou les micros. Les systèmes basés sur des mesures physiologiques présentent donc de nombreux atouts, et de par son faible coût, sa haute résolution temporelle, son caractère non-invasif et son utilisabilité sur le terrain, l'outil de mesure de prédilection pour les ICMs est l'électroencéphalographie (EEG)[19]. Il faut tout de même noter que de nombreux systèmes sont basés, ou incluent d'autres mesures en supplément, telles que l'électro-oculographie (EOG) mesurant l'activité oculaire, l'électrocardiogramme (ECG) mesurant l'activité cardiaque, et des mesures d'activité électrodermale (AED) comme les mesures de potentiels électrodermaux et de conductance de la peau (GSR ; "Galvanic Skin Resistance"). On appellera ICMs passives **hybrides**, les ICMs passives basées sur l'activité cérébrale couplée à une ou plusieurs activités physiologiques périphériques, les ICMs alliant des activités cérébrales mesurées à l'aide de plusieurs méthodes d'imagerie différentes (ex : couplage EEG-NIRs, i.e. spectroscopie proche infra-rouge), ou encore celles combinant l'activité cérébrale et des entrées de systèmes de commande non physiologiques (e.g. joystick).

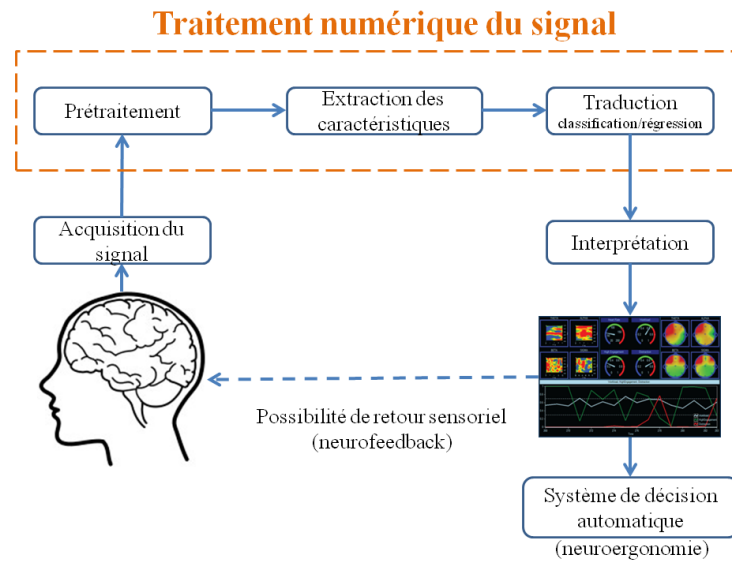


FIGURE 2 – Structure générale d'une ICM passive

0.3 Thèse

Les travaux présentés dans ce mémoire de thèse sont centrés sur cette problématique d'estimation de l'état mental d'un individu à partir de son activité EEG et de mesures complémentaires. Ils allient des connaissances et des études en neurosciences cognitives et en traitement de l'information et s'inscrivent ainsi dans le mouvement des recherches interdisciplinaires caractérisant ce champ d'étude.

Les principaux objectifs de la thèse sont les suivants :

- Déterminer des marqueurs électrophysiologiques pertinents pour l'estimation de deux états

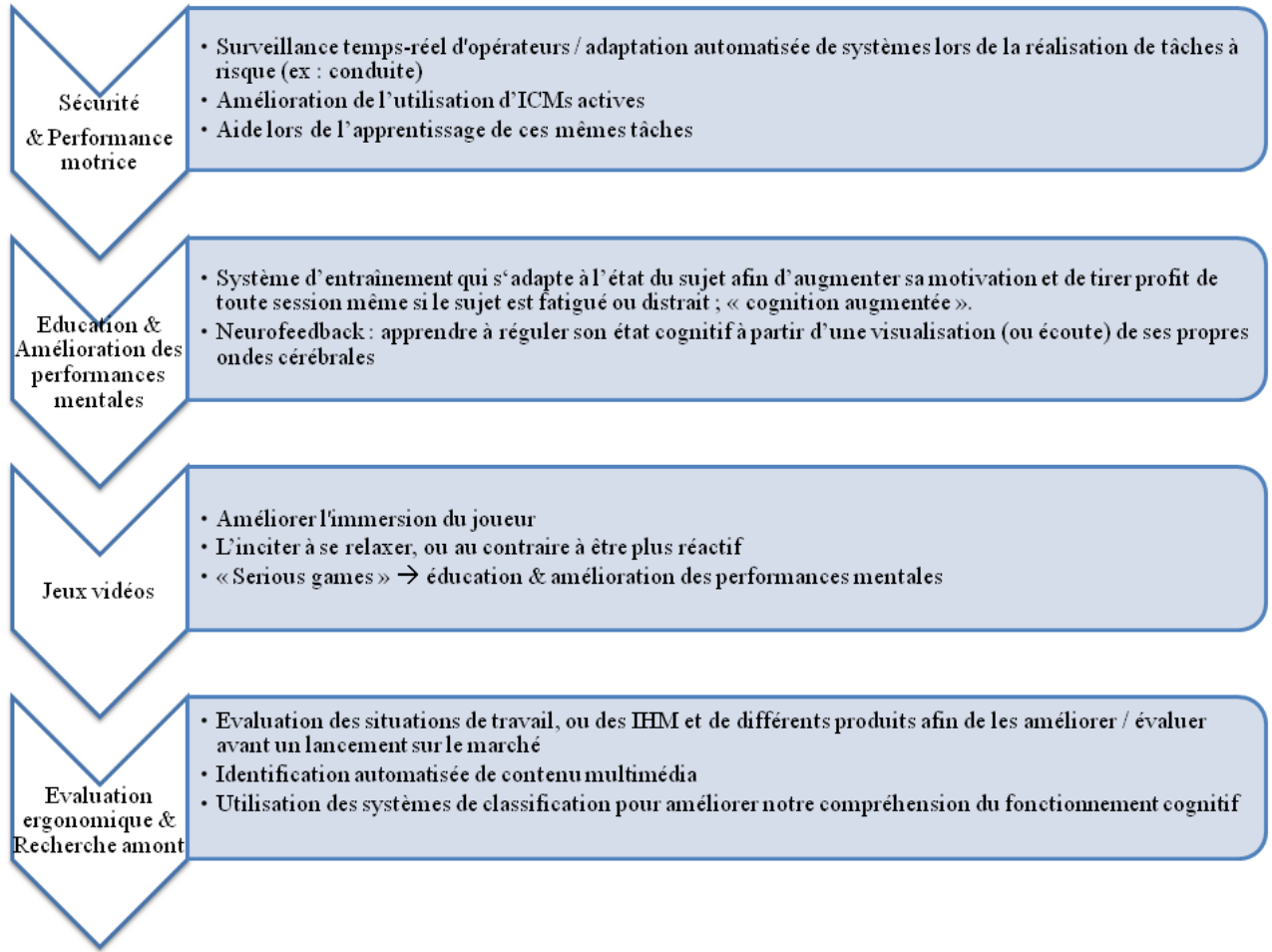


FIGURE 3 – Applications non cliniques des ICMs passives

mentaux, à savoir la fatigue mentale et la charge mentale, avec prise en compte d'éventuelles interactions entre ceux-ci ;

- Améliorer l'estimation de ces états, notamment par l'utilisation de chaînes de traitement incluant des méthodes de filtrage spatial ;
- Évaluer et comparer les performances de ces chaînes dans des conditions s'approchant de celles de l'utilisation future.

Concernant l'organisation du rapport, dans un premier temps, dans la section théorique, nous détaillons dans le chapitre 1 les signaux électrophysiologiques utilisés et leur méthode de mesure respective -EEG, EOG et ECG-, et dans le chapitre 2, les outils de traitement du signal classiquement utilisés pour les ICMs. Ensuite, dans le chapitre 3, nous faisons l'état de l'art concernant les ICMs passives avec les états mentaux et fonctions cognitives que nous avons choisi d'étudier, les corrélats physiologiques de ces états et fonctions, ainsi que les méthodes de traitement du signal utilisées dans la littérature pour les analyser. Par la suite, dans la section expérimentale, nous détaillons tout d'abord dans le chapitre 4, les travaux expérimentaux effectués, et dans les chapitres 5, 6 et 7, les analyses en traitement du signal réalisées respectivement sur l'estimation de la fatigue mentale, l'estimation de la charge mentale, et l'influence conjointe de celles-ci sur l'attention sélective. Puis, dans notre section conclusive, nous finissons par une discussion générale des résultats obtenus et des perspectives dans le chapitre 8.

Première partie

Section théorique

Chapitre 1

Signaux électrophysiologiques

*Ce chapitre présente les **bases neurophysiologiques** des signaux cérébraux et périphériques mesurés et étudiés dans les travaux de cette thèse. Dans une première partie sont détaillés les signaux cérébraux mesurés par électroencéphalographie, et, dans une seconde partie, les activités oculaires et cardiaques mesurées par électro-oculographie et électrocardiographie.*

1.1 Signal EEG

1.1.1 Origine physiologique du signal

Système nerveux central

Le système nerveux central (SNC) se compose de la moelle épinière et de l'encéphale. Ce dernier se compose lui-même du tronc cérébral (bulbe, pont et mésencéphale), du cervelet, et du cerveau (diencéphale et hémisphères cérébraux). Par convention, l'hémisphère cérébral est divisé en quatre lobes : les lobes frontal, pariétal, temporal et occipital (figure 1.1). Les différentes régions du cerveau sous-tendent un ensemble considérable de fonctions, allant de la perception sensorielle au langage, en passant par le contrôle moteur, la mémoire, les émotions, le sommeil et la sexualité [20]. Les deux hémisphères cérébraux possèdent une surface fortement plissée présentant des scissures et des sillons, et comprennent une écorce de plusieurs couches de cellules correspondant au **cortex cérébral**.

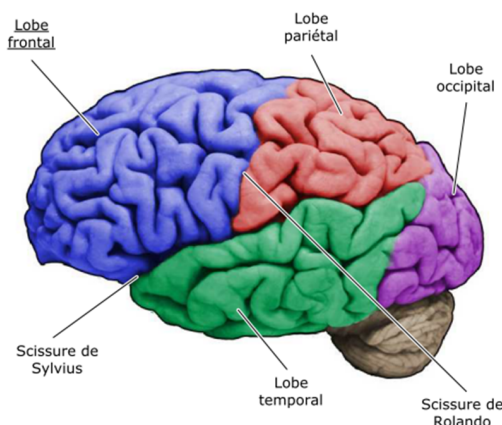


FIGURE 1.1 – Vue latérale des lobes de l'hémisphère cérébral gauche, d'après [20].

Cellules nerveuses et potentiels d'action

Le cortex est notamment constitué de cellules nerveuses, ou **neurones**. Ceux-ci sont des cellules excitables à l'origine d'une transmission d'un signal bioélectrique appelé influx nerveux. Ces neurones sont constitués d'un corps cellulaire contenant un noyau, de prolongements courts, les dendrites, et d'un prolongement plus important appelé axone (figure 1.2). Les signaux électriques générés par ces neurones trouvent leur origine dans les flux ioniques ayant lieu au niveau de leur membrane. En effet, les neurones présentent une différence de potentiel transmembranaire avec un potentiel interne négatif ($-70 \mu\text{V}$), appelé potentiel de repos. À la surface de leur membrane, se trouvent des canaux ioniques. Lorsqu'une stimulation chimique excitatrice intervient, un flux ionique positif entrant fait augmenter le potentiel interne de la cellule. On parle de dépolarisation. En revanche, si une stimulation chimique inhibitrice intervient, un flux ionique négatif va faire diminuer ce potentiel. On parle alors d'hyperpolarisation. Lorsqu'une dépolarisation a lieu, si celle-ci dépasse un potentiel seuil, il y a alors création d'un message sous forme de potentiels d'action (PA ; figure 1.3) dont la fréquence traduit l'intensité de stimulation du neurone. Les PAs représentent les signaux électriques fondamentaux émis par les neurones. Ceux-ci rendent le potentiel transmembranaire transitoirement positif au niveau de l'axone. Le message sous forme de PA résulte de l'intégration (i.e. sommation) des différentes stimulations reçues par le neurone au niveau de ses dendrites. Il se propage le long de l'axone depuis son lieu d'origine au niveau du cône axonique, jusqu'à l'extrémité de l'axone pour être transmis à d'autres cellules neuronales (et autres : e.g. musculaires, ganglionnaires). En effet, les neurones transmettent l'information électrique aux autres cellules via une zone d'interfaçage, la synapse, au niveau de laquelle cette information est codée chimiquement (dans la majorité des cas). Ainsi, lorsqu'un PA arrive en bout d'axone, il y a libération de neurotransmetteurs dans l'espace séparant les neurones - la fente synaptique. Ces neurotransmetteurs vont aller se fixer sur les récepteurs présents sur le neurone suivant, et ainsi modifier ses propriétés électriques.

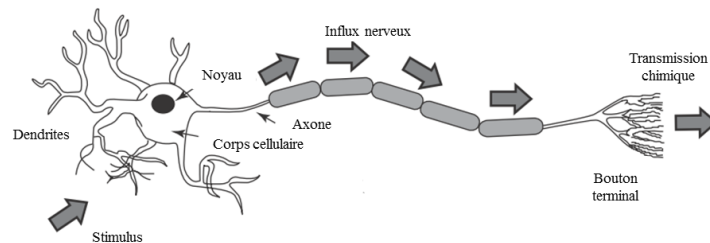


FIGURE 1.2 – Structure d'un neurone, d'après [21].

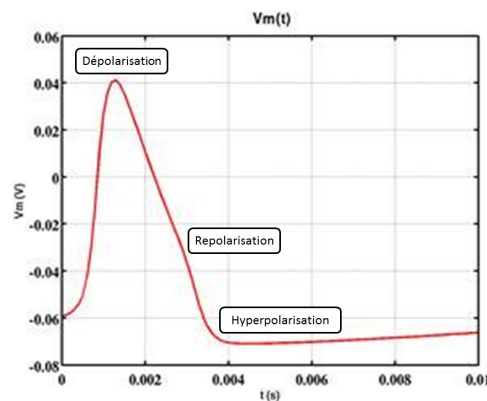


FIGURE 1.3 – Potentiel d'action, d'après [22].

Potentiel post-synaptique et dipôle électrique

Les signaux électriques générés résultant de l'ensemble des stimulations reçues par le neurone sont appelés les potentiels post-synaptiques (PPS). Ces derniers peuvent être excitateurs ou inhibiteurs selon la nature des neurotransmetteurs reçus et des récepteurs du neurone. Les PPS, à l'inverse des PA, présentent une activité basse fréquence, ce qui les rend plus propices à la **sommation temporelle** à l'échelle du neurone et d'une population de neurones. De plus, les cellules neuronales **pyramidales** présentes dans certaines couches du cortex possèdent une organisation spatiale en parallèle qui les rend propices à la **sommation spatiale** des PPS et facilite leur diffusion jusqu'au cuir chevelu. Ainsi, les potentiels mesurables au niveau du scalp résulteraient majoritairement de la sommation temporelle et spatiale des PPS d'un grand nombre de cellules pyramidales [23, 21]. Les flux électriques générés par les PPS des cellules pyramidales vont constituer un dipôle perpendiculaire à la surface corticale dont la polarité va dépendre des afférences excitatrices ou inhibitrices au niveau des contacts synaptiques. Le neurone peut ainsi être modélisé comme un **dipôle électrique** dont les caractéristiques dépendent de la configuration de la synapse et de la cellule (figure 1.4). Au niveau de ce dipôle, on distingue les courants post-synaptiques, intracellulaires, ou primaires, et les courants extra-cellulaires dits secondaires ou volumiques, générés par les premiers. A l'échelle d'une population de neurones pyramidaux synchronisés, on parle de macro-dipôle. Ce sont les différences de potentiels des macro-dipôles de cellules pyramidales qui sont donc mesurables en surface, avec une atténuation du signal, un écrantage dû notamment à la présence du crâne.

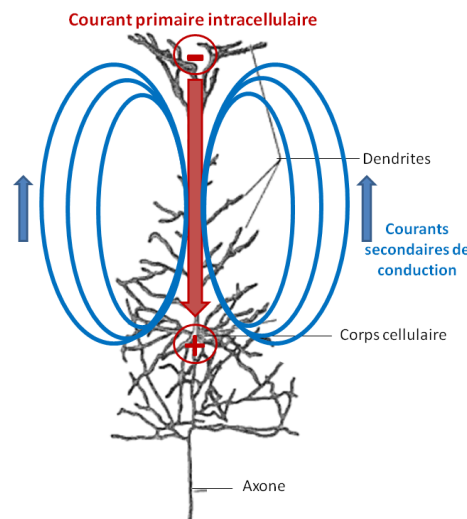


FIGURE 1.4 – Cellule pyramidale du cortex en tant que dipôle électrique, d'après [24].

1.1.2 Principe de mesure

Appareillage

L'électroencéphalogramme (EEG) de surface a une très bonne résolution temporelle (de l'ordre de la milliseconde), avec toutefois une résolution spatiale faible (de quelques millimètres à un centimètre). Celui-ci est enregistré à l'aide d'électrodes positionnées sur le scalp des individus, généralement des électrodes d'Ag-AgCl d'environ 13mm de diamètre. Les électrodes recueillent les fluctuations de potentiels liées à l'activité des dipôles. L'EEG repose plus précisément sur la mesure d'une différence de potentiel (ddp) recueillie entre deux électrodes dites actives situées sur le scalp (montage bipolaire) ou entre une électrode active et une électrode de référence commune à toutes les électrodes actives (montage référentiel). Dans ce dernier cas, l'électrode de référence choisie doit être la plus neutre possible dans le contexte d'étude défini, de sorte à ce que la ddp

mesurée sur chaque couple d'électrodes (active-référence) correspond théoriquement à la valeur absolue du signal recueilli sous la seule électrode active (montage monopolaire). Parmi les sites de positionnement de l'électrode de référence les plus utilisés, nous pouvons citer les mastoïdes et les lobes de l'oreille, l'extrémité du nez et le vertex. Enfin, comme pour toute mesure électrophysiologique, l'acquisition EEG nécessite l'utilisation d'une électrode de masse qui doit être placée de préférence à distance du scalp (e.g. omoplate ; [25, 21]).

Le nombre d'électrodes de mesure peut être important et s'étendre jusqu'à 256 pour les plus gros systèmes de mesure actuels (EEG à haute densité). Leur positionnement est normalisé selon le système 10-20 pour un nombre de 21 électrodes, avec des extensions pour un nombre supérieur d'électrodes, tels que les systèmes 10-10 [26] et 10-5 [27]. Dans le système 10-20, les électrodes sont positionnées de sorte que les distances réelles entre des électrodes adjacentes soient égales à 10% ou 20% de la distance totale entre des points de repères anatomiques tels que le nasion, l'inion et les deux points pré-auriculaires droit et gauche (figure 1.5). Le nom des électrodes est standardisé et identifié par le lobe cérébral sous-jacent (e.g. électrodes frontales), par l'hémisphère (i.e. électrodes paires à droite, et électrodes impaires à gauche) et la latéralité (i.e. zéro dans l'axe médian inter-hémisphérique, puis nombre augmentant avec le degré de latéralité par rapport au plan médian). Toutes les électrodes sont reliées à un amplificateur différentiel à référence commune qui va accroître la différence de potentiel entre l'électrode mesure et celle de référence. Cette étape d'amplification est primordiale car les signaux EEG sont de très faible amplitude, de l'ordre de la dizaine de μV . Les fréquences contenues dans le signal vont jusqu'à 300 Hz, et les fréquences d'échantillonnage couramment utilisées sont comprises entre 100 Hz et 2 kHz [21].

Signal mesuré

Le signal EEG recueilli peut être caractérisé de différentes manières selon qu'il correspond à de l'**activité EEG spontanée**, c'est-à-dire une activité continue recueillie indépendamment de l'environnement des sujets, ou **évoquée**, correspondant à une activité temporellement liée à l'apparition de stimulations externes (notamment sensorielles) ou des événements internes (notamment une activité cognitive). Dans ce dernier cas, on dit que la stimulation élicite ou évoque une activité, on parle alors de potentiel évoqué (PE) ou en anglais "evoked potentiel" (ou "event-related potential", ERP).

Le signal EEG présente des fluctuations en terme d'**amplitude**. Ces fluctuations, dans le cas des PE, vont être caractérisées par leurs différents potentiels (pics d'amplitude) définis selon leur polarité (négative ou positive), leur latence et leur répartition topographique. Ces fluctuations sont toujours caractérisées relativement à un niveau de base, "baseline" en anglais, généralement l'activité EEG pré-stimulation. On va ainsi parler de composante ou onde P300 pour désigner une onde positive apparaissant aux environs de 300 ms après stimulation au niveau des électrodes pariétales (voir figure 1.6).

De plus, le signal EEG présente une **activité fréquentielle** typique. Ainsi, l'EEG est classiquement décomposé en cinq principales bandes de fréquences caractéristiques de l'activité cérébrale (figure 1.7), aussi appelées ondes :

- * Bande delta : < 4 Hz
- * Bande thêta : 4-8 Hz
- * Bande alpha : 8-13 Hz
- * Bande bêta : 13-30 Hz
- * Bande gamma : > 30 Hz

La bande utile en EEG correspond globalement à la bande 0-100 Hz. La puissance dans les différentes bandes peut être caractéristique de différents états cognitifs ou physiopathologiques

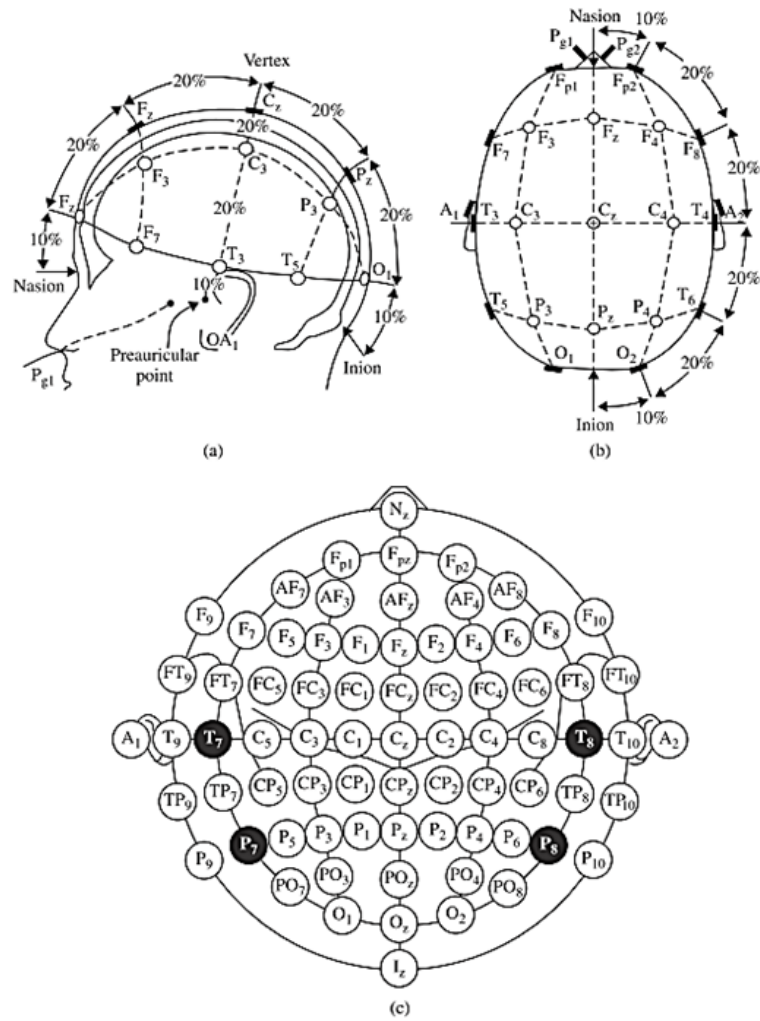


FIGURE 1.5 – Positionnement des électrodes selon le système international 10-20, d'après [21]. Les électrodes paires sont au niveau de l'hémisphère droit, les impaires au niveau du gauche. Celles finissant par un z sont positionnées sur la ligne médiane allant du nasion jusqu'à l'inion.

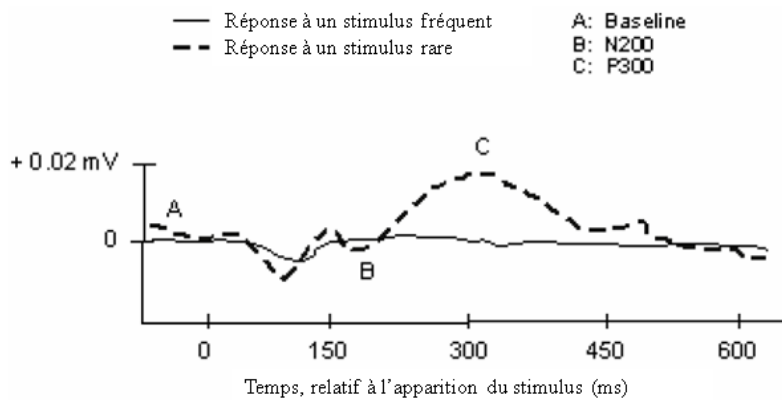


FIGURE 1.6 – Forme typique d'un potentiel évoqué, ici dans le cas de stimulations fréquentes ou rares, d'après [28]. N.B. : l'axe des ordonnées (amplitude) est généralement inversé dans la notation traditionnelle.

de l'individu (voir chapitre 3). Il faut noter qu'il existe une variabilité inter-sujet de 2-3 Hz concernant les limites de ces bandes. Cette activité fréquentielle peut être étudiée à la fois pour l'activité spontanée, comme pour l'activité évoquée - auquel cas on parlera de perturbations spectrales évoquées, ou en anglais "event-related spectral perturbations" (ERSP).

Enfin, il est possible, dans une certaine mesure, de caractériser le signal EEG en travaillant sur un signal le plus proche possible de celui qui aurait pu être enregistré en intra-cérébral, au niveau des **sources** du signal enregistré au niveau du scalp. On parle alors de **reconstruction de sources** lorsque, par le biais d'algorithmes dédiés, l'on détermine ces signaux sources (voir chapitre 2). De la même manière que pour le signal enregistré au niveau des capteurs, on peut alors caractériser ces sources par leur activité fréquentielle et temporelle, pour des signaux spontanés comme évoqués.

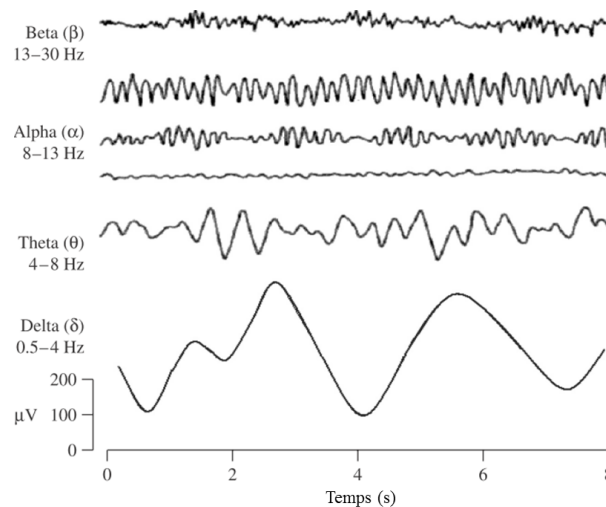


FIGURE 1.7 – Quatre rythmes caractéristiques de l'activité cérébrale, d'après [21].

1.2 Mesures périphériques

1.2.1 Activité cardiaque

L'électrocardiographie (ECG) permet la mesure de l'activité cardiaque grâce à des électrodes positionnées sur le torse. Cette activité cardiaque se compose de cycles trouvant leur origine au noeud sinusal. Celui-ci est présent au niveau de l'atrium droit supérieur et est constitué de cellules dites autorythmiques. Ce groupe de cellules décharge des PA de manière cyclique et initie ainsi le cycle cardiaque. "L'ECG décrit les différentes phases électriques d'un rythme cardiaque et représente la sommation dans le temps et dans l'espace des potentiels d'action générés par des millions de cellules cardiaques" [29]. Un cycle cardiaque comprend deux phases, une phase de dépolarisation, entraînant une contraction musculaire, puis une phase de repolarisation, entraînant une relaxation musculaire. Le rythme du noeud sinusal dépend à la fois de son propre taux de décharge, mais aussi des informations extérieures lui arrivant par le biais du système nerveux autonome (SNA). Ce dernier est composé des systèmes sympathique et parasympathique. Une augmentation de l'activité parasympathique diminue le rythme cardiaque, tandis qu'une augmentation de l'activité sympathique l'augmente. Les ondes produites par les cycles de dépolarisation/repolarisation dévient d'un niveau de base représentant l'état de repos des cellules cardiaques (ligne isoélectrique). Ces ondes sont représentées sur la figure 1.8.

La dépolarisation des atriums (systole) est reflétée par l'onde P, celle des ventricules est reflé-

tée par le complexe QRS, tandis que l'onde T reflète la repolarisation des ventricules (diastole). Le complexe QRS possède l'amplitude la plus importante parmi les ondes ECG, c'est pourquoi, lors d'une analyse, il est le plus souvent détecté en premier. Sa morphologie est très variable. Le segment ST, commençant au point J, varie selon certaines pathologies cardiaques. La position de l'onde T dépend fortement du rythme cardiaque. Ainsi, cette onde se rapproche du complexe QRS pour des rythmes rapides. Cette forme de "contraction" ne s'applique pas à l'onde P ou au complexe QRS [29]. L'intervalle RR défini dans la figure 1.8 est très utilisé lors des analyses de l'activité cardiaque [30] et permet l'étude d'arythmies et de la variabilité cardiaque. L'intervalle PQ n'est que faiblement corrélé au rythme cardiaque, tandis que l'intervalle QT l'est très fortement.

Concernant les aspects pratiques de la mesure, les électrodes sont collées à la peau. Le montage d'électrodes utilisé dépend du type d'information recherchée. Si l'on souhaite n'étudier que des caractéristiques "simples" tel le rythme cardiaque, seules deux électrodes sont nécessaires. En revanche, si le but est d'analyser la morphologie précise des ondes, il faut alors environ 10 électrodes [29]. Dans le cadre de nos travaux, nous avons utilisé deux électrodes positionnées sur le torse : une au niveau du plexus, et une au niveau du 5^{ème} espace intercostal gauche en montage bipolaire. Concernant la période d'analyse, il est recommandé d'utiliser des fenêtres d'au moins 5 minutes [31], bien que nous montrions, dans le chapitre 5, qu'une fenêtre de 5 s permet de classer un état mental significativement mieux que le niveau du hasard.

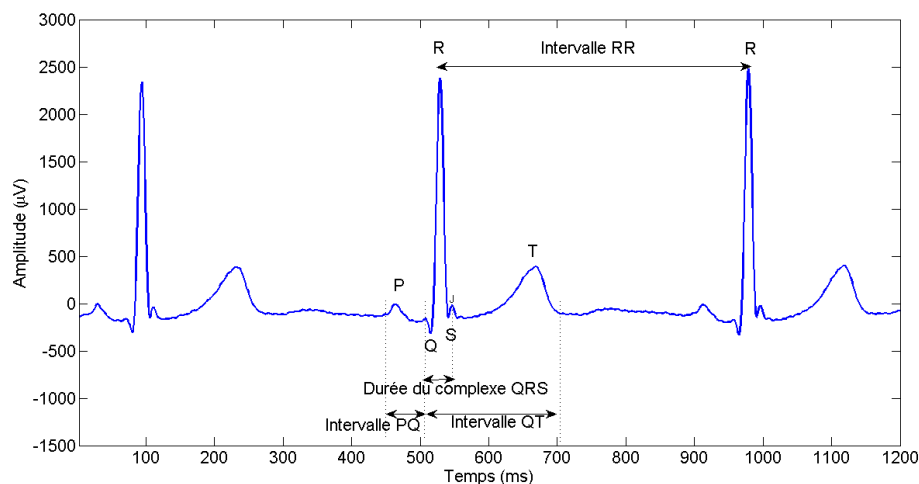


FIGURE 1.8 – Définition des ondes et des intervalles du cycle cardiaque (données réelles).

1.2.2 Activité oculaire

L'électro-oculographie (EOG) permet l'enregistrement des variations de potentiel liées aux activités oculaires. L'œil peut être modélisé comme un dipôle électrique dont le pôle positif est au niveau de la cornée, et le pôle négatif au niveau de la rétine. La différence de potentiel entre ces deux pôles est considérée comme constante. Lorsqu'un mouvement de l'œil a lieu, aussi bien vertical qu'horizontal, le changement d'orientation de ce dipôle crée un changement dans le champ électrique mesuré par les électrodes, et peut être caractérisé par son amplitude et son orientation [32]. Ces mouvements ont lieu lors des clignements, ou bien lors des saccades oculaires, mouvements qui permettent de positionner l'information visuelle d'intérêt au centre de la rétine, au niveau de la fovéa. La figure 1.9 présente le signal EOG mesuré au niveau de deux emplacements d'électrode différents lors d'un clignement oculaire.

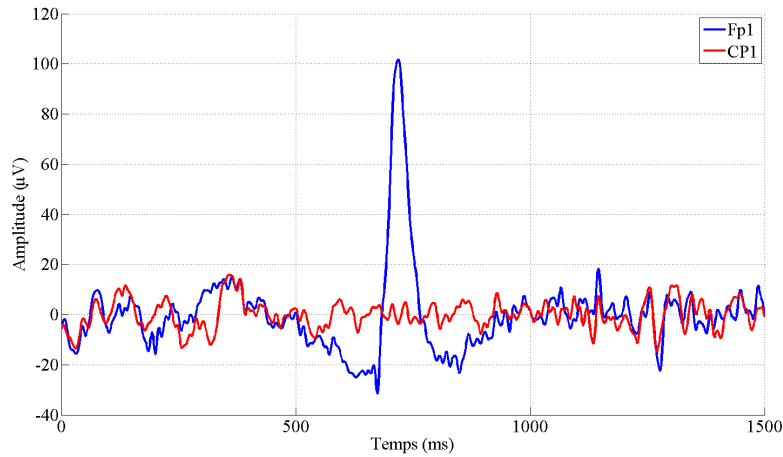


FIGURE 1.9 – Impact d’un clignement oculaire sur le signal électro-oculographique d’une électrode frontale, Fp1, et d’une électrode centro-pariétale, CP1. *Données réelles, signal filtré entre 1 et 40 Hz, référencement moyen.*

Nous avons utilisé 4 électrodes en montage bipolaire pour distinguer les variations de potentiel liées à des mouvements horizontaux et verticaux (figure 1.10). Les électrodes d’EOG horizontal sont positionnées à la commissure extérieure de chacun des yeux sur l’axe horizontal, tandis que les électrodes d’EOG vertical sont positionnées au-dessus et en dessous de l’œil gauche ou droit sur un axe vertical (les deux yeux étant coordonnés, la mesure sur un seul œil est suffisante). La durée moyenne d’un clignement est comprise entre 100 et 400 ms (voir Bulling et al. [32] pour une revue des mouvements oculaires).



FIGURE 1.10 – Position des électrodes EOG

Chapitre 2

Traitement du signal pour les ICMs

Le chapitre précédent a présenté les signaux électrophysiologiques mesurés dans le cadre de cette thèse. Ce chapitre-ci présente quant à lui les techniques de traitement du signal appliquées sur ces signaux dans le cadre des ICMs. Le but est alors de déterminer l'appartenance d'un échantillon à une classe, par exemple un état de fatigue ou de charge mentale. Sont détaillées dans ce chapitre les différentes étapes de cette chaîne de traitement, depuis les prétraitements jusqu'à l'étape de traduction, en passant par les étapes d'extraction et de sélection des caractéristiques.

2.1 Notations

Dans le cadre de ce rapport nous utiliserons les notations suivantes :

\mathbf{A} : une matrice constituée des éléments $a_{i,j}$

\mathbf{a} : un vecteur colonne

a : un scalaire

\mathbf{I}_a : matrice identité de dimensions $a \times a$

e : électrode

k : indice de temps échantillonné

t : essai ("t" pour "trial")

$N_e \times N_k \times N_t$: le nombre d'électrodes par le nombre d'échantillons temporels par le nombre d'essais

N_f : nombre de caractéristiques ou de filtres ("f" pour "features")

\mathbf{x}_e : le signal mesuré à l'électrode e

\mathbf{X} : le signal mesuré ($N_e \times N_k$), avec $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \dots \mathbf{x}_{N_e}]^T = [\mathbf{x}(1) \dots \mathbf{x}(N_k)]$, $\mathbf{x}(i)$ étant l'ensemble des mesures sur les N_e électrodes à l'instant i .

\mathbf{W} ou \mathbf{w} : matrice ou vecteur contenant un ensemble de filtres spatiaux ($N_e \times N_f$)

\mathbf{Z} : matrice du signal filtré

\mathbf{f} : vecteur de caractéristiques ($N_f \times 1$)

\mathbf{F} : matrice de caractéristiques ($N_f \times N_t$), $\mathbf{F} = [\mathbf{f}_1 \dots \mathbf{f}_{N_t}]$

\mathbf{c} : vecteur d'étiquettes de classe réelle des échantillons

$\hat{\mathbf{c}}$: vecteur d'étiquettes de classe estimée des échantillons

Σ_c : matrice de covariance de la classe c

E : espérance mathématique

$\bar{\mathbf{a}} = E(\mathbf{a})$: moyenne

$\text{var}(\mathbf{a}) = E((\mathbf{a} - \bar{\mathbf{a}})^2)$: variance

m_c : moyenne des caractéristiques à travers les essais pour la classe c

s_c : écart-type des caractéristiques à travers les essais pour la classe c

2.2 Introduction

Les ICMs sont constituées d'une chaîne d'acquisition et de traitement qui inclut le recueil des signaux électrophysiologiques, une étape de prétraitement, une étape d'extraction et de sélection de caractéristiques, une étape de traduction des signaux, et enfin une étape de validation puis d'interprétation permettant de contrôler un effecteur dans le cas des ICMs actives, ou d'effectuer un retour d'un autre type, comme l'adaptation implicite d'une IHM pour les ICMs passives (figure 2.1)[33, 34, 35].

Les étapes de pré-traitement et d'extraction des caractéristiques constituent des étapes puissantes de traitement du signal. Elles permettent d'augmenter le rapport signal sur bruit en s'affranchissant de l'influence de perturbations affectant les signaux, et comprennent notamment la gestion des artefacts, des étapes de filtrage fréquentiel et/ou spatial et une étape de découpage des données. Cette étape de **découpage**, ou échantillonnage, qui peut paraître triviale a une importance élevée. Celle-ci consiste à segmenter le signal d'entrée afin de réduire la quantité de données à traiter. Cela permet de réduire la durée de traitement mais aussi d'effectuer une sorte de sélection de caractéristiques préalable, notamment dans le cas des potentiels évoqués pour lesquels la durée du segment et l'instant de découpage sont des paramètres critiques. Ainsi, on va distinguer i) les analyses effectuées sur l'EEG spontané, analysé en continu, pour lequel le découpage est réalisé à partir de fenêtres glissantes pouvant se chevaucher, et ii) les analyses effectuées sur l'EEG évoqué, où la fenêtre d'analyse est localisée en fonction du stimulus qui déclenche le potentiel évoqué (voir figure 2.2).

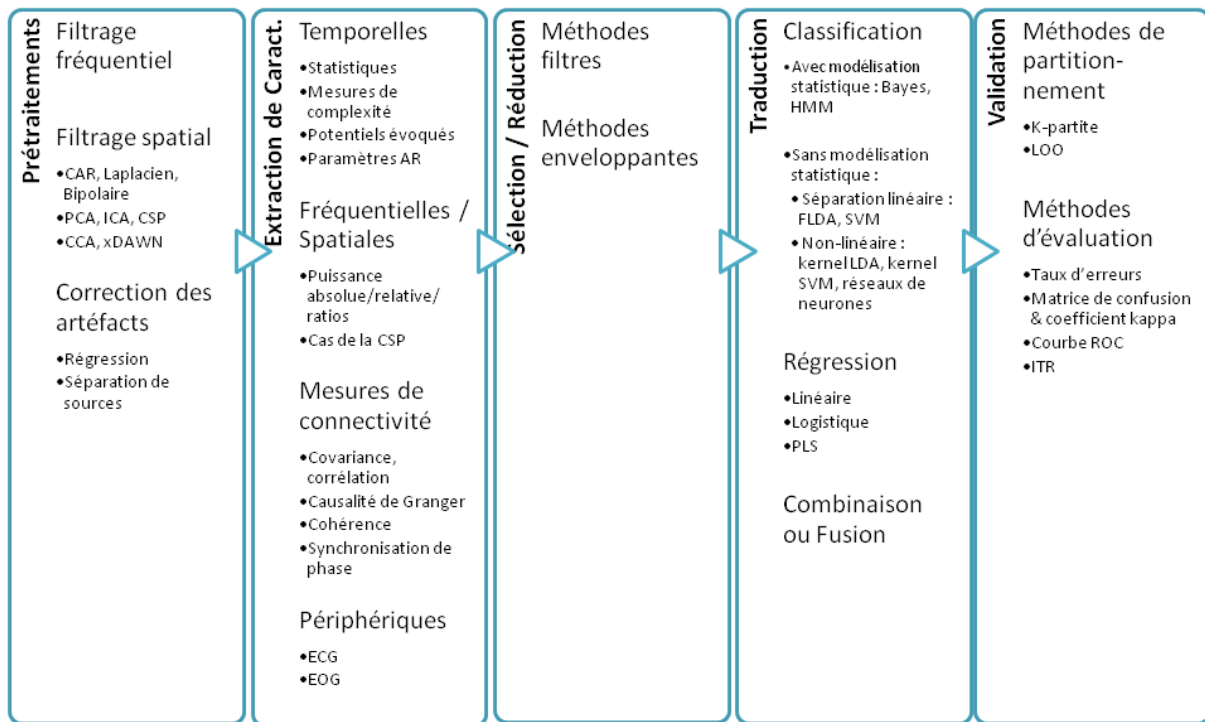


FIGURE 2.1 – Étapes de la chaîne de traitement d'une ICM et détail des différentes méthodes applicables pour chacune d'entre elles

Ainsi, après découpage, on dispose d'un ensemble de signaux, noté \mathbf{X} . Ces signaux vont pouvoir être filtrés par différents types de filtres, fréquentiels ou spatiaux, avant d'en extraire des caractéristiques. L'**extraction de caractéristiques** est une étape de traitement qui permet de réduire la dimension des données tout en conservant un maximum d'informations pertinentes

pour effectuer notre classification et en maximisant l'information discriminante [36]. On peut représenter l'étape d'extraction de caractéristiques par une fonction $g(.)$ qui opère sur le signal filtré spatialement et/ou fréquentiellement \mathbf{Z} :

$$\mathbf{f} = g(\mathbf{Z}) \quad (2.1)$$

avec \mathbf{f} le vecteur de caractéristiques extraites. Ces caractéristiques peuvent notamment être temporelles, fréquentielles, temps-fréquence, spatiales, ou des mesures de connectivité. Les principaux types de caractéristiques utilisées en ICMS pour les signaux EEG, ECG et EOG sont donnés dans les sous-chapitres qui suivent.

Enfin, l'étape de **traduction** est une étape d'apprentissage automatique qui permet au système d'apprendre à reconnaître la classe, ou l'étiquette d'un échantillon nouveau à partir de ceux qu'il a déjà rencontrés. Il faut tout de même noter que cette étape peut dans certains cas être remplacée par la sortie d'un index de la fonction cognitive considérée, à la manière des index cliniques de phases du sommeil ou d'état de conscience. Ces index peuvent être discrets ou continus. Grâce à toutes ces étapes qui sont détaillées dans les parties qui suivent (figure 2.1), on passe donc d'un signal physiologique brut en entrée à un index continu ou discret en sortie, c'est-à-dire à une étiquette attribuée à l'échantillon analysé. Si l'on segmente notre signal en plusieurs fenêtres temporelles, on va ainsi chercher l'étiquette correspondant à chacune d'entre elles (figure 2.2).

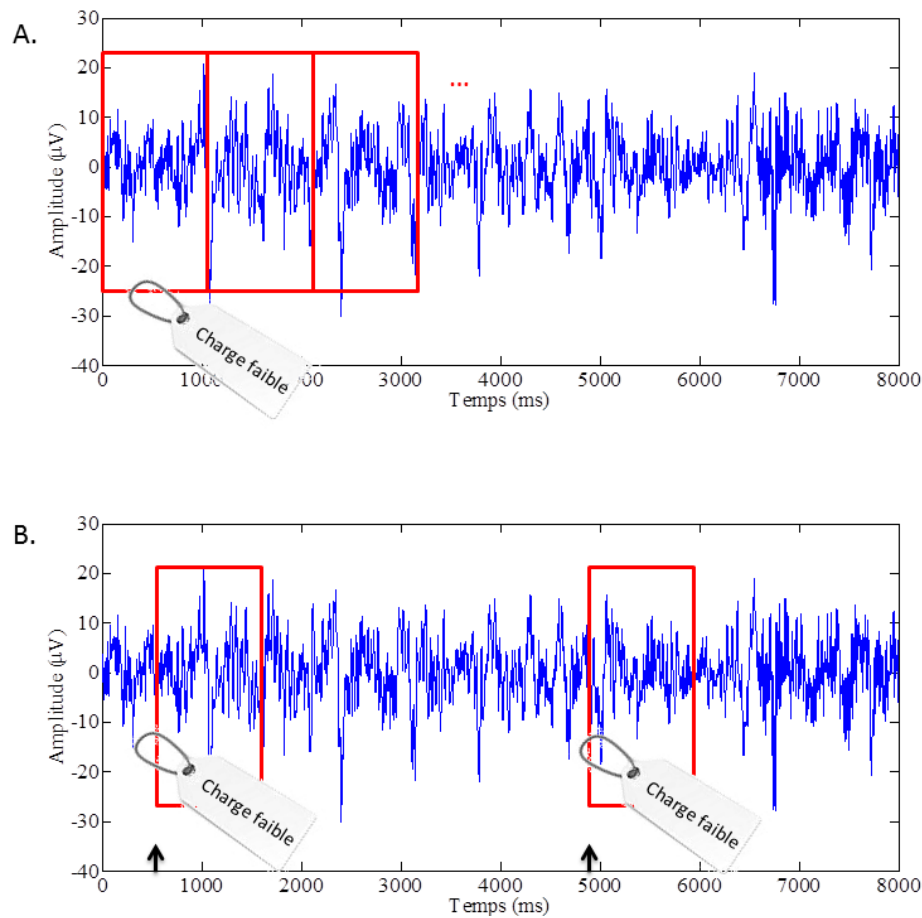


FIGURE 2.2 – Attribution d'une étiquette à des portions de signal analysées. A. Fenêtres d'analyses d'EEG continu non chevauchantes. B. Fenêtres d'analyses d'EEG évoqué, la flèche indiquant l'instant d'apparition de la stimulation élicitant l'ERP.

La majeure partie de ce chapitre sera consacrée à l'EEG qui nécessite des traitements plus complexes que la plupart des mesures d'activité électrophysiologique, car mesuré par un grand nombre de capteurs, d'amplitude faible et donc fortement bruité et perturbé par les autres mesures. Après une brève description des traitements associés à l'EOG et l'ECG, les étapes de traduction, communes à l'ensemble des signaux, seront ensuite décrites plus en détail. Seules les méthodes employées dans notre section expérimentale seront le plus approfondies.

2.3 Traitement du signal EEG

Cette section détaille les différentes méthodes de traitement appliquées au signal EEG fréquemment rencontrées dans la littérature des ICMS, pour les étapes de prétraitement du signal et d'extraction de caractéristiques.

2.3.1 Prétraitements

L'étape de prétraitement du signal EEG comprend notamment les filtrages fréquentiel et spatial, ainsi que la gestion des artéfacts de manière générale. Le but est, comme vu précédemment, d'augmenter le rapport signal sur bruit. Le filtrage spatial, de par la profusion de méthodes existantes dédiées au filtrage du signal EEG, occupe une place particulière et sera donc traité dans un sous-chapitre spécifique ci-après.

Gestion des artéfacts

La gestion des artéfacts est une étape primordiale dans une chaîne de traitement ICM afin de permettre une analyse des signaux la plus indépendante possible des conditions d'expérimentation [37]. Par définition, les artéfacts sont des signaux non pertinents pour une analyse donnée qui viennent bruite le signal contenant l'information recherchée. Lorsque notre signal d'intérêt est le signal EEG et son contenu reflétant l'activité cérébrale, les artéfacts sont principalement d'origine non-cérébrale et peuvent être séparés en deux catégories [19, 29] :

- les artéfacts physiologiques : activités musculaires, cardiaques, oculaires
- les artéfacts non-physiologiques, principalement liés aux mouvements des électrodes, aux amplificateurs et au secteur (50/60 Hz).

Comme vu précédemment, les artéfacts oculaires reflètent les variations de potentiel entre la cornée et la rétine qui ont lieu lors du mouvement de l'œil et de la paupière. Ils impactent le signal mesuré par quasiment toutes les électrodes placées sur le scalp, avec un impact plus fort pour les électrodes positionnées frontalement, comme illustré par la figure 2.3. Ces artéfacts peuvent être de forte amplitude (e.g. lors de saccades amples et de clignements) et peuvent être confondus notamment avec l'activité EEG de basse fréquence, telle que l'activité dans les bandes delta (<4 Hz) et thêta (4-8 Hz). Les artéfacts musculaires sont provoqués par la contraction des muscles, par exemple ceux de la mâchoire. L'activité musculaire chevauche les bandes bêta (12-30 Hz) et gamma (>30 Hz) [29].

Plusieurs méthodes sont disponibles pour limiter, éliminer ou corriger ces différents types d'artéfacts :

–**L'évitement** : On demande aux sujets d'éviter de bouger et de limiter les clignements et mouvements oculaires pendant la période d'analyse.

–**Le rejet** : Il se fait soit de manière manuelle par inspection visuelle, soit de manière automatique en utilisant par exemple comme critère le dépassement d'un seuil prédéterminé par l'une des caractéristiques du signal. Ce rejet peut se faire sur la base du signal EEG ou bien d'un

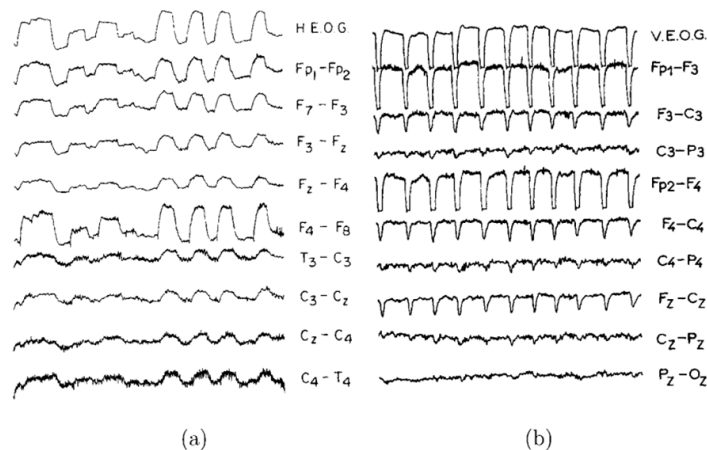


FIGURE 2.3 – Exemples d’artéfacts liés à des mouvements oculaires horizontaux ou verticaux (a) ou à des clignements de paupière (b). D’après [29].

signal périphérique (e.g. dépassement de $50\mu\text{V}$ pour le signal EOG vertical)[38]. Toutefois, cette manière de faire induit une perte de tout le signal sur une portion de temps donnée, et n’est donc pas favorable à une utilisation en temps-réel. De plus, lorsque les caractéristiques extraites sont des potentiels évoqués, la perte de données pour cause d’artéfacts entraîne une augmentation importante de la durée de l’expérimentation.

–**La correction** : C’est la manière la plus appropriée et la plus efficace pour les ICMS de gérer les artéfacts. Celle-ci consiste à corriger le signal EEG en éliminant le signal perturbateur. Une méthode simple et couramment utilisée est de sélectionner une bande de fréquence d’intérêt qui ne serait a priori pas affectée par les artéfacts en effectuant un filtrage fréquentiel. Des méthodes complémentaires plus sophistiquées cherchent à estimer la proportion de bruitage du signal EEG, par exemple par les mouvements oculaires. Leur but est de soustraire ce bruit au signal mesuré selon la proportion mesurée [38]. On peut effectuer ces corrections en restant dans l’espace des capteurs, en utilisant un signal de référence comme l’EOG grâce aux méthodes de régression (voir section 2.7.3). À l’inverse, on peut passer dans l’espace des sources comme détaillé en section 2.3.2 [39], et annuler les sources identifiées comme artéfactuelles. Afin de procéder à leur identification, il existe différentes méthodes :

- en utilisant le signal de référence (ex : EOG), par exemple en sélectionnant les sources les plus corrélées à celui-ci (e.g. corrélation $> 0,7$ ou bien sélection des 10 sources les plus corrélées) ;
- en se basant sur des critères calculés directement sur les signaux des sources, comme des mesures de kurtosis, d’entropie ou bien des caractéristiques spatiales comme la force de projection des sources sur les capteurs [40]. L’identification des sources se fait alors grâce à un seuillage ou une étape de classification.

Parmi les différentes techniques de Séparation Aveugle de Sources (SAS), l’Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) est la plus largement utilisée pour ces applications de correction d’artéfacts [39]. Pour nos travaux, nous avons utilisé l’algorithme SOBI, détaillé dans la section 2.3.2.

–**L’utilisation** : Une dernière façon de gérer ces artéfacts est de les utiliser comme source d’information dans les ICMS hybrides, c’est-à-dire de considérer ces artéfacts comme une source d’information pertinente et donc de ne pas les extraire du signal mesuré, ou bien de les extraire et/ou de les combiner par la suite lors de l’étape de traduction (voir chapitre 3).

Filtrage fréquentiel

En ce qui concerne le filtrage fréquentiel, afin de réduire le contenu fréquentiel du signal à une bande de fréquences d'intérêt (ex : alpha 8-12 Hz) on peut utiliser des filtres passe-bande, ou bien uniquement des filtres passe-bas (ex : <40 Hz) ou passe-haut [10, 25]. Afin d'exclure le 50 Hz (artéfact non physiologique), on peut utiliser un filtre étroit ou coupe-bande ("notch" en anglais). Celui-ci va permettre de supprimer les fréquences 49-51 Hz. Cette étape de filtrage fréquentiel fait donc à la fois partie de la gestion des artéfacts et de la sélection de caractéristiques.

2.3.2 Filtrage spatial

De la même façon que l'on peut chercher à se focaliser sur une partie du contenu fréquentiel des données, on peut chercher à réduire le nombre de capteurs afin de concentrer l'analyse sur ceux qui sont les plus pertinents. Pour ce faire, on peut :

- * les sélectionner selon un critère donné, par exemple à partir de connaissances neurophysiologiques, on parle de **sélection d'électrodes** (voir section 2.6).
- * leur appliquer des poids et les combiner linéairement afin de moduler leur contribution au signal utilisé par l'étape de traduction [41, 25].
- * les sélectionner et les combiner.

Dans le cas de la combinaison, on parlera de filtrage spatial linéaire, ce qui s'exprime ainsi :

$$\mathbf{Z} = \mathbf{W}^T \mathbf{X} \quad (2.2)$$

avec $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{N_f \times N_k}$ la matrice du signal filtré, et $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{N_e \times N_f}$ la matrice des filtres spatiaux. Les vecteurs colonnes de \mathbf{W} nous donnent donc les filtres spatiaux, tandis que les vecteurs de la matrice $\mathbf{A} = (\mathbf{W}^{-1})^T$ nous donnent les composantes spatiales ("spatial patterns"). Un exemple d'illustration de ces composantes dans le cadre d'une ICM active est donné dans la figure 2.4.

\mathbf{W} peut être déterminée au préalable, par exemple dans le cas des filtres référencement moyen (CAR), laplaciens et bipolaires, ou bien en fonction des propriétés statistiques des signaux, par exemple dans le cas des analyses en composantes principales (ACP) ou indépendantes (ACI). Ces différentes méthodes sont détaillées ci-après. Il faut noter que le nombre de filtres à utiliser est très souvent choisi de manière empirique.

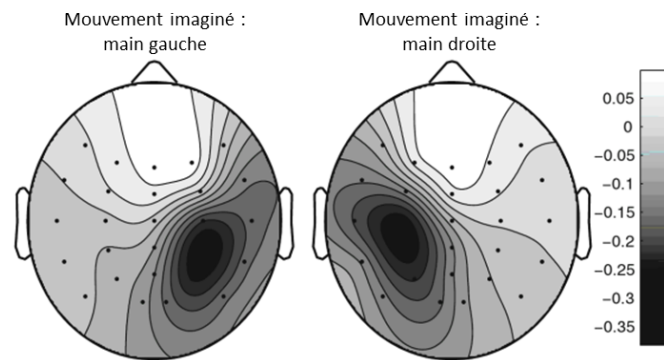


FIGURE 2.4 – Patterns spatiaux correspondant à deux filtres spatiaux lors d'une tâche d'imagination de mouvement pour une application d'ICM active. D'après [10].

Filtre CAR

Le filtre **CAR** ("Common Average Reference") permet de re-référencer les capteurs au potentiel moyen sur tous les capteurs, et donc de minimiser l'influence de tout bruit réparti dans la même proportion sur l'ensemble des électrodes. Ceci correspond aux coefficients suivants pour l'électrode e :

$$\mathbf{w}_{j,CAR} = \begin{cases} 1 - \frac{1}{N_e} & \text{si } j = e \\ -\frac{1}{N_e} & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.3)$$

Filtre laplacien

Un filtre **laplacien** effectue une combinaison de N électrodes en soustrayant à une électrode centrale la moyenne de ses $N - 1$ électrodes voisines. On passe donc de N canaux à un canal unique centré sur l'électrode e grâce au filtre suivant :

$$\mathbf{w}_{j,LAP} = \begin{cases} 1 & \text{si } j = e \\ -\frac{1}{N-1} & \text{si } j \in \{e_1, \dots, e_{N-1}\} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.4)$$

Filtre bipolaire

Un filtre bipolaire crée un canal unique à partir de deux électrodes, généralement adjacentes. Ce type de filtre est très utilisé en clinique. Le signal obtenu en partant des électrodes e_1 et e_2 est le suivant : $\mathbf{z}_{BIP} = \mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2$. Ceci correspond donc à un filtre dont les coefficients sont les suivants :

$$\mathbf{w}_{j,BIP} = \begin{cases} 1 & \text{si } j = e_1 \\ -1 & \text{si } j = e_2 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.5)$$

Analyse en Composantes Principales

L'**analyse en composantes principales** (ACP) permet une décomposition du signal en **composantes non corrélées**. Comme pour les autres filtres précédemment décrits, cette méthode est utilisée pour réduire la dimensionnalité des données tout en conservant un maximum de variance. Pour ce faire, l'ACP effectue une transformation linéaire orthogonale et obtient des composantes dé-corrélées ordonnées selon leur variance décroissante. La première composante contient donc la majorité de la variance du signal. Si notre signal EEG est de moyenne nulle, la matrice de transformation \mathbf{W} est obtenue par résolution d'un problème de décomposition en valeurs propres (EVD) de la matrice de covariance $\Sigma_{\mathbf{x}}$. On a ainsi :

$$\Sigma_{\mathbf{x}} = \mathbf{U}_{\mathbf{x}} \Lambda_{\mathbf{x}} \mathbf{U}_{\mathbf{x}}^T \quad (2.6)$$

En posant $\mathbf{W} = \mathbf{U}_{\mathbf{x}}$, $\Sigma_{\mathbf{z}} = \mathbf{W}^T \Sigma_{\mathbf{x}} \mathbf{W} = \Lambda_{\mathbf{x}}$. $\Sigma_{\mathbf{z}}$ est donc diagonale et les vecteurs $\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_{N_e}$ sont donc décorrélés. Tandis que si l'on pose $\mathbf{W} = \mathbf{U}_{\mathbf{x}} \Lambda_{\mathbf{x}}^{-1/2}$, on blanchit ces observations et $\Sigma_{\mathbf{z}}$ est la matrice identité $\Sigma_{\mathbf{z}} = \mathbf{I}_{N_e}$.

\mathbf{W} contient ainsi les vecteurs propres orthogonaux dont les valeurs propres correspondantes reflètent la proportion de variance du signal contenue par chacun d'entre eux [10]. On peut sélectionner les composantes reflétant le plus de variance dans le signal : $\text{var}(\mathbf{z}_i) = \lambda_i$. Cette méthode permet donc une réduction de la dimensionnalité des données tout en conservant un maximum d'informations. Elle a d'ailleurs été utilisée dans ce but par Heger et collaborateurs [42] afin d'effectuer une estimation de la charge mentale. Il faut toutefois noter que cette méthode pose l'hypothèse forte et infondée que les sources du signal électrophysiologique sont orthogonales.

Séparation Aveugle de Sources

Les signaux issus des capteurs sont supposés être des combinaisons linéaires de sources, qui sont des informations indépendantes les unes des autres. Dans le cadre de l'EEG, on suppose notamment que les signaux mesurés sur les électrodes sont des combinaisons linéaires de sources cérébrales, traduisant l'activité électrique du cerveau, et de sources non cérébrales, comme des sources oculaires par exemple. La séparation de sources est très souvent utilisée pour faire de la correction d'artéfacts. En ce qui concerne les techniques de **séparation aveugle de sources** (SAS), celles-ci divisent "en aveugle" le signal EEG en composantes appelées sources. "En aveugle" signifie que l'on ne connaît rien sur le mélange des signaux et que l'on fait très peu d'hypothèses sur les signaux sources [43, 44]. On considère que le signal \mathbf{X} est un mélange instantané de sources :

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (2.7)$$

avec $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{N_{sources} \times N_k}$ la matrice des signaux sources et $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N_e \times N_{sources}}$ la matrice de mélange. On va chercher à estimer \mathbf{W} la matrice de dé-mélange, ou de filtrage, telle que $\mathbf{W}^T \mathbf{A} \approx \mathbf{I}_{N_e}$ (dans ce cas $N_{sources} = N_e$).

Afin de déterminer \mathbf{W} , les méthodes de SAS sont basées sur une annulation de statistiques liées à des formes d'indépendance spatiale [44]. Il existe alors deux grandes catégories de méthodes de SAS :

- Les méthodes basées sur des statistiques de second ordre (SOS) ;
- Les méthodes basées sur des statistiques d'ordre supérieur (HOS).

Selon les méthodes de SAS, les hypothèses faites concernant les signaux sources et les matrices de mélange ne sont pas les mêmes. Les méthodes de SOS ne supposent qu'une non-corrélation entre les signaux sources, comme par exemple l'**algorithme SOBI** [45]. Cet algorithme permet de décomposer le signal en des sources non-corrélées en annulant les cumulants du second ordre que sont les matrices de corrélation croisée. Ainsi, SOBI permet de déterminer le filtre spatial \mathbf{W} grâce à une étape de blanchiment du signal comme pour l'ACP, et grâce à une décomposition en valeurs singulières (SVD) de la matrice de covariance du signal blanchi $\mathbf{\Sigma}_z$, temporellement décalée de τ :

$$\mathbf{\Sigma}_z(\tau) = E \{ \mathbf{z}(k) \mathbf{z}(k - \tau)^T \} \quad (2.8)$$

$$\mathbf{\Sigma}_z(\tau) = \mathbf{U}_z \mathbf{S}_z \mathbf{V}_z^T \quad (2.9)$$

avec \mathbf{U}_z et \mathbf{V}_z les matrices orthogonales des vecteurs singuliers gauche et droite, et \mathbf{S}_z la matrice des valeurs singulières. Après avoir trié les vecteurs singuliers par ordre des valeurs singulières décroissantes, on obtient alors ainsi la matrice de démélange : $\mathbf{W} = \mathbf{U}^T \mathbf{W}_{blanc}^T$.

En revanche, les méthodes de HOS, comme l'**analyse en composante indépendantes** (ACI), supposent une indépendance statistique entre les signaux sources. L'ACI permet ainsi une décomposition du signal en **sources mutuellement indépendantes** : $\text{cov}(\mathbf{s}_i, \mathbf{s}_j) = 0$ et $\text{var}(\mathbf{s}_i + \mathbf{s}_j) = \text{var}(\mathbf{s}_i) + \text{var}(\mathbf{s}_j)$. Cette méthode fait l'hypothèse forte que les signaux recueillis proviennent de sources cérébrales indépendantes. Plusieurs **critères d'indépendance** sont utilisables et ont donné lieu à la création de différentes méthodes de SAS. Parmi ces critères on peut noter la recherche de sources non gaussiennes qui permet d'obtenir des sources indépendantes statistiquement en HOS. On va chercher à déterminer \mathbf{W} telle qu'elle maximise la non-gaussianité de $\mathbf{Z} = \mathbf{W}^T \mathbf{X}$ [46, 43]. Il existe différentes mesures de la non gaussianité de distributions de

variables aléatoires, basées sur les statistiques d'ordre supérieur. Parmi celles-ci, les plus couramment utilisées pour traiter des signaux EEG sont les critères de kurtosis et de néguentropie [46, 43], c'est-à-dire des mesures de cumulants d'ordre élevé que l'on va chercher à minimiser ou maximiser [47], mais aussi l'information mutuelle des signaux sources. Ces mesures sont détaillées en annexes (voir annexe A).

Filtrage par Common Spatial Pattern

La CSP ("Common Spatial Pattern") est une méthode qui permet d'augmenter de manière drastique la discriminabilité de signaux de deux classes différentes grâce à un ensemble de filtres spatiaux \mathbf{W} maximisant la variance des signaux d'une des deux classes, et minimisant la variance des signaux de l'autre classe [48, 49, 50, 41, 25]. Cette technique permet de réduire l'espace de représentation des données, en ne les représentant qu'en fonction de leur variance. La valeur qui permet de sélectionner les filtres est leur **valeur propre généralisée**. Le choix du nombre de filtres spatiaux est toujours problématique, comme pour tout filtrage spatial. On utilise toutefois généralement environ 3 paires de filtres spatiaux.

Ces filtres sont déterminés grâce à une diagonalisation jointe des matrices de covariances des signaux de chaque classe. Dans le détail, on va chercher à maximiser le ratio des matrices de covariance moyenne de chacune des classes :

$$\mathbf{w}_{CSP} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{w}} \frac{\mathbf{w}^T \boldsymbol{\Sigma}_1 \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \boldsymbol{\Sigma}_2 \mathbf{w}} \quad (2.10)$$

sous la contrainte :

$$\mathbf{w}^T (\boldsymbol{\Sigma}_1 + \boldsymbol{\Sigma}_2) \mathbf{w} = 1 \quad (2.11)$$

Ceci correspond à un quotient de Rayleigh généralisé. L'ensemble des solutions possibles satisfait l'équation :

$$\boldsymbol{\Sigma}_1 \mathbf{w}_{CSP} = \lambda \boldsymbol{\Sigma}_2 \mathbf{w}_{CSP} \quad (2.12)$$

Ce problème se résout par décomposition en valeurs propres généralisées (GEVD). Les vecteurs propres qui forment les colonnes de \mathbf{W}_{CSP} vont permettre de maximiser le ratio.

Bien que cette méthode ait été développée pour les ICMS actives, Schultze-Kraft et collaborateurs [51] l'ont récemment utilisée pour classer des états de charge mentale (voir chapitre 3). Nous avons aussi employé cette méthode (voir chapitres 5 et 6).

Analyse Canonique des Corrélations

Comme le détaillent Spüler et collaborateurs [52], l'Analyse Canonique des Corrélations (ACC), développée par Hotelling [53], est une méthode statistique multivariée qui permet de trouver des transformations linéaires pour maximiser la corrélation entre deux jeux de données. On considère deux jeux de données : \mathbf{X} contenant N_1 variables, et \mathbf{Y} contenant N_2 variables avec $N_2 \leq N_1$. Leur transformation respective est donnée par : $\mathbf{U} = \mathbf{W}_1^T \mathbf{X}$ et $\mathbf{V} = \mathbf{W}_2^T \mathbf{Y}$. L'ACC permet de trouver \mathbf{W}_1 et \mathbf{W}_2 qui permettent de maximiser la corrélation canonique ρ_i^* entre les variables canoniques U_i et V_i :

$$\rho_i^* = \frac{\operatorname{cov}(U_i, V_i)}{\sqrt{\operatorname{var}(U_i) \operatorname{var}(V_i)}} \quad (2.13)$$

Les matrices de transformations linéaires sont sélectionnées de telle sorte à avoir une variance unitaire et à être décorréliées de toutes les autres variables canoniques.

Cette méthode a très récemment été appliquée aux ERPs par Spüler et collaborateurs [52] afin de créer des filtres spatiaux. Si l'on considère que \mathbf{X} correspond au signal EEG et \mathbf{Y} à la réponse ERP moyennée, l'ACC peut être appliquée afin de trouver les matrices de transformations qui correspondent alors à des matrices de filtres spatiaux. Ainsi, la matrice \mathbf{W}_1 va donner des filtres permettant d'augmenter le ratio signal sur bruit de la réponse évoquée présente à la fois dans \mathbf{X} et \mathbf{Y} , en atténuant la part du bruit qui lui n'est pas présent dans \mathbf{Y} . Cette méthode permet ainsi d'améliorer la qualité du signal pour une utilisation "single-trial", c'est-à-dire à l'échelle d'un seul essai. Cette méthode peut s'appliquer aussi bien aux problèmes de détection à une seule classe qu'à ceux à deux classes. Pour le cas binaire, la matrice \mathbf{Y} doit être constituée de la réplication successive de l'ERP moyen de chaque classe.

Algorithme xDAWN

Cet algorithme a originellement été créé dans le but d'augmenter le ratio signal sur bruit de potentiels évoqués élicités par une tâche de P300 speller [54]. Le modèle de génération du signal EEG est donné par l'équation :

$$\mathbf{X} = \mathbf{P}_1 \mathbf{D}_1 + \mathbf{P}_2 \mathbf{D}_2 + \mathbf{N} \quad (2.14)$$

où \mathbf{X} est la matrice de signal EEG de dimension N_e par N_k . \mathbf{D}_1 et \mathbf{D}_2 sont des matrices binaires Toeplitz de dimension N_s par N_k . \mathbf{P}_1 et \mathbf{P}_2 correspondent aux matrices des réponses évoquées prototypes de dimension N_e par N_k et \mathbf{N} est le terme de bruit additionnel. Ainsi, $\mathbf{P}_1 \mathbf{D}_1$ correspond aux réponses ERPs spécifiques à une condition (ex : charge mentale élevée), tandis que $\mathbf{P}_2 \mathbf{D}_2$ correspond à la réponse ERP commune à toutes les conditions. L'équation précédente peut aussi s'écrire de la façon suivante :

$$\mathbf{X} = (\mathbf{P}_1 \mathbf{P}_2) \begin{pmatrix} \mathbf{D}_1 \\ \mathbf{D}_2 \end{pmatrix} + \mathbf{N} = \mathbf{P} \mathbf{D} + \mathbf{N} \quad (2.15)$$

Les réponses prototypes contenues dans la matrice \mathbf{P} sont alors estimées en résolvant le problème suivant au sens des moindres carrés :

$$\hat{\mathbf{P}} = \min_{\mathbf{P}} \|\mathbf{X} - \mathbf{P} \mathbf{D}\|_F^2 \quad (2.16)$$

Puis, les filtres spatiaux sont calculés en maximisant le quotient de Rayleigh :

$$\rho(\mathbf{w}, \mathbf{X}) = \frac{\mathbf{w}^T (\hat{\mathbf{P}}_1 \mathbf{D}_1) (\hat{\mathbf{P}}_1 \mathbf{D}_1)^T \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{w}} \quad (2.17)$$

Ce quotient est là encore maximisé en résolvant un problème de valeurs propres généralisées. Les filtres xDAWN sont ainsi créés afin d'augmenter le ratio entre le signal et le signal plus le bruit ("Signal to Signal plus Noise Ratio", SSNR). Bien qu'originellement conçue pour les ICMS actives, cette méthode a récemment été appliquée avec succès en affective computing par Mathieu et collaborateurs [55] et nos travaux montrent aussi l'intérêt de cette méthode pour l'estimation de la charge mentale (voir chapitre 6).

2.3.3 Extraction des caractéristiques

Suite aux étapes de prétraitements des données qui permettent d'augmenter le rapport signal sur bruit, l'étape d'extraction de caractéristiques est réalisée afin de réduire la quantité d'informations à utiliser pour l'étape de traduction. Ces caractéristiques peuvent être extraites à partir de différents signaux, tels que le signal EEG - on distinguera les caractéristiques extraites de l'EEG spontané de celles extraites de l'EEG évoqué- ainsi que de signaux acquis en périphérie tels que l'ECG et l'EOG. Les caractéristiques de ces différents types de signaux les plus fréquemment rencontrées dans la littérature sont décrites dans les sous-parties qui suivent.

EEG spontané

A partir de l'EEG spontané, il est possible d'extraire des caractéristiques de différents types et de différents niveaux de complexité. Ainsi, parmi celles-ci, on compte les caractéristiques temporelles, fréquentielles, spatiales -décrivant l'information provenant d'un capteur donné- et de connectivité -décrivant les liens entre différents signaux. Les caractéristiques les plus souvent rencontrées dans la littérature sont décrites dans les sous-parties suivantes.

Caractéristiques temporelles Parmi les caractéristiques temporelles que l'on peut extraire à partir de l'EEG spontané, on peut lister les mesures statistiques descriptives, les mesures de complexité, ainsi que les paramètres autorégressifs.

- Mesures descriptives :

Parmi les mesures descriptives de la forme du signal, on trouve les mesures classiques d'amplitude du signal, le zero-crossing rate (ZCR), c'est-à-dire le taux de changement de signe d'un signal, les valeurs maximales/minimales d'amplitude, le nombre de minima/maxima locaux et les mesures de variance [56, 41].

- Mesures de complexité :

On peut extraire des mesures de complexité du signal telles que les paramètres de Hjorth ou les mesures de "Waveform Length" (WL) originellement utilisés en électro-myographie (EMG) [57, 41, 58].

Les paramètres de Hjorth décrivent la dynamique temporelle du signal grâce aux trois mesures suivantes :

$$\text{Activité}(\mathbf{x}) = \text{var}(\mathbf{x}) \quad (2.18)$$

$$\text{Mobilité}(\mathbf{x}) = \sqrt{\frac{\text{Activité}(\frac{d\mathbf{x}}{dt})}{\text{Activité}(\mathbf{x})}} \quad (2.19)$$

$$\text{Complexité}(\mathbf{x}) = \frac{\text{Mobilité}(\frac{d\mathbf{x}}{dt})}{\text{Mobilité}(\mathbf{x})} \quad (2.20)$$

La "Waveform Length" (WL) est une mesure de la variation cumulative du signal et se calcule ainsi [59], avec k un échantillon temporel donné :

$$\mathbf{f}_{WL} = \sum_{k=1}^{N_k-1} |x(k+1) - x(k)| \quad (2.21)$$

- Paramètres autorégressifs :

Les méthodes de modélisation autorégressive considèrent qu'un signal à un instant donné peut être modélisé par une somme pondérée du signal à ses instants passés. C'est une méthode utile pour étudier les relations complexes entre plusieurs voies d'enregistrement, mais qui sert aussi à effectuer des mesures spectrales. Soit le signal X mesuré pour un échantillon temporel donné k et un ordre de modèle p (voir [41] pour une revue, et [60] pour une application ICM) :

$$X(k) = A_1 X(k-1) + \dots + A_p X(k-p) + \epsilon \quad (2.22)$$

avec un terme d'erreur ϵ et les paramètres autorégressifs A_j qui sont les poids attribués au signal aux instants passés. Dans le cas où l'on considère plusieurs voies d'enregistrement on a :

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}_1 \mathbf{x}(k-1) + \dots + \mathbf{A}_p \mathbf{x}(k-p) + \epsilon \quad (2.23)$$

Et notre vecteur de caractéristiques est donc le suivant :

$$\mathbf{f} = [\text{vect}(\mathbf{A}_1) \dots \text{vect}(\mathbf{A}_p)] \quad (2.24)$$

Caractéristiques fréquentielles Une série temporelle peut être décrite par ses composantes fréquentielles, notamment en calculant sa densité spectrale de puissance (DSP) par le biais d'une transformée de Fourier, ou bien en utilisant des méthodes de transformées en ondelettes, l'ondelette de Morlet étant la plus couramment employée pour décomposer les signaux EEG [61, 62]. La transformée de Fourier rapide, ou FFT ("Fast Fourier Transform"), est définie par la formule suivante avec $\nu \in [0, \dots, N_k - 1]$:

$$FFT(\nu) = \sum_{k=0}^{N_k-1} x_k e^{-\frac{2\pi i}{N_k} \nu k} \quad (2.25)$$

A partir de la FFT, on peut calculer la densité spectrale de puissance (DSP) de notre signal, ou spectre :

$$DSP(\nu) = \lim_{N_k \rightarrow \infty} \frac{1}{2N_k + 1} \mathbf{E}(|FFT(\nu)|^2) \quad (2.26)$$

Pour connaître la puissance moyenne pour une bande de fréquence donnée, on intègre alors cette fonction sur les fréquences concernées.

On peut recueillir différentes caractéristiques basées sur des mesures de puissance :

- **Puissance moyenne** : la puissance moyenne dans une bande de fréquence pour un segment donné (1 valeur par segment ; ex : alpha 8-12 Hz). Dans ce mémoire, on écrira $P_{\alpha, Pz}$ pour désigner la puissance moyenne dans la bande alpha pour l'électrode Pz.
- **Puissance relative** : la puissance moyenne dans une bande divisée par la somme de la puissance moyenne dans toutes les bandes considérées (ex : $\frac{P_{\alpha, e}}{P_{\delta, e} + P_{\theta, e} + P_{\alpha, e} + P_{\beta, e} + P_{\gamma, e}}$)
- **Ratios de puissance** : Il s'agit d'une forme de puissance moyenne relative car c'est un rapport de la puissance entre deux ou plusieurs bandes de fréquence, pour une même électrode ou des électrodes distinctes (ex : $\frac{P_{\theta, Fz}}{P_{\alpha, Pz}}$).

Caractéristiques spatiales La position et le choix des capteurs d'une ICM peuvent être considérées comme des caractéristiques spatiales. De plus, il est courant en ICM actives d'utiliser comme caractéristique le **logarithme de la variance** de signaux filtrés spatialement par **CSP** (Common Spatial Pattern ; voir section 2.3.2) : $\mathbf{f} = \log(\text{var}(\mathbf{x}))$.

Mesures de connectivité Parmi les mesures de connectivité que l'on peut extraire à partir de l'EEG spontané, on recense les mesures de covariance et corrélation, la causalité de Granger, la cohérence ainsi que les mesures de synchronisation de phase.

- **Covariance & corrélation** :

Des mesures simples de connectivité entre les capteurs sont les mesures de covariance et de corrélation. La matrice de covariance d'un signal \mathbf{x} se définit de telle façon :

$$\Sigma_{\mathbf{x}} = \mathbf{E}[(\mathbf{x} - \mathbf{E}[\mathbf{x}])(\mathbf{x} - \mathbf{E}[\mathbf{x}])^T] \quad (2.27)$$

La matrice de covariance d'un signal centré peut être estimée de façon simple mais peu robuste de telle manière (SCM, "Sample Covariance Matrix") :

$$\hat{\Sigma}_{SCM,\mathbf{x}} = \frac{1}{N_k - 1} \mathbf{X}\mathbf{X}^T \quad (2.28)$$

La fonction de corrélation croisée calcule la corrélation entre deux signaux différents en introduisant un terme de retard. Elle donne donc une mesure de la synchronisation linéaire des capteurs, et est couramment utilisée. Celle-ci se définit ainsi pour un délai τ [63] :

$$\rho_{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2}(\tau) = \frac{1}{N_k - \tau} \sum_{k=1}^{N_k - \tau} \frac{x_1(k) - \bar{x}_1}{\text{var}(\mathbf{x}_1)} \frac{x_2(k + \tau) - \bar{x}_2}{\text{var}(\mathbf{x}_2)} \quad (2.29)$$

L'intérêt d'introduire un terme de délai est que les corrélations décalées permettent de s'affranchir dans une certaine mesure de corrélations trompeuses trouvant leur origine dans les phénomènes de conduction volumique [62]. Dans le cas d'un délai nul, on obtient la fonction de corrélation de Pearson.

- Causalité de Granger :

La causalité de Granger est une méthode d'estimation de la connectivité ajoutant la prise en compte de la relation causale entre deux ou plusieurs séries temporelles. Ainsi, une série temporelle \mathbf{x}_1 cause "à la Granger" une autre série temporelle \mathbf{x}_2 si \mathbf{x}_1 prédit les échantillons futurs de \mathbf{x}_2 mieux que les échantillons passés de \mathbf{x}_2 ou de toute autre série temporelle disponible [64, 62]. Il existe différents outils pour estimer cette causalité de Granger, dont les modèles autorégressifs multi-variés vus précédemment.

- Cohérence :

La cohérence est une mesure de l'interaction entre deux signaux pour une bande de fréquence particulière. Elle se calcule à partir de la mesure de corrélation croisée pour une fréquence ν [63, 62] :

$$\text{coh}_{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2}(\nu) = \frac{|FFT(\rho_{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2})|}{|FFT(\rho_{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1})| |FFT(\rho_{\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_2})|} \quad (2.30)$$

- Synchronisation de phase :

Les mesures de synchronisation de phase reflètent la stabilité de la différence de phase entre des signaux provenant de deux électrodes et permettent d'évaluer la synchronie à distance de différentes régions cérébrales. La cohérence de phase et la PLV ("Phase Locking Value") permettent toutes deux d'effectuer une mesure de synchronisation. Toutefois, la PLV ne prend pas en compte l'amplitude du signal, contrairement aux mesures de cohérence de phase [36, 62]. Une fois les phases des signaux extraites par une transformée de Hilbert ou une décomposition en ondelettes, on obtient la PLV moyenne pour l'instant τ et les N_t essais :

$$\text{PLV}_{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2}(\tau) = \frac{1}{N_t} \left| \sum_{i=1}^{N_t} \exp(j\theta(\tau, i)) \right| \quad (2.31)$$

avec $\theta(\tau, i)$ la différence de phase $\phi_1(\tau, i) - \phi_2(\tau, i)$. Théoriquement, si deux signaux sont tout à fait synchronisés, leur PLV tend vers 1, tandis que s'ils sont désynchronisés celle-ci tend vers 0.

EEG évoqué

Comme vu dans le chapitre 1, un marqueur très utilisé dans la recherche en neurosciences, comme en bio-ingénierie, est le **potentiel évoqué** (PE ou ERP). Celui-ci s'obtient en moyennant

le signal de plusieurs segments de même durée et dont le début est synchronisé ("time-locked") à l'apparition d'un stimulus. Ceci permet d'augmenter fortement le rapport signal sur bruit [29]. Si les segments d'activité évoquée ne se chevauchent pas, un simple moyennage de ceux-ci est effectué. En revanche, si les segments se chevauchent potentiellement, alors on va moyennner ces segments à partir de la matrice \mathbf{P} contenant les réponses évoquées, en utilisant les indices de stimulation contenus dans la matrice binaire Toeplitz \mathbf{D} avec $\mathbf{X} = \mathbf{PD}$, comme lors de l'utilisation de l'algorithme xDAWN (voir section 2.3.2).

En règle générale, on soustrait à notre ERP la moyenne de l'amplitude du signal précédant l'apparition du stimulus (ou bien précédant une période d'enregistrement donnée). On parle de correction de baseline. Lorsque le moyennage est réalisé, le signal obtenu présente différents pics, ou composantes, dont l'amplitude et la latence sont caractéristiques de la tâche réalisée par le sujet et de son état cognitif. On distingue les composantes dites précoces apparaissant dans les 200 premières millisecondes suivant la stimulation, des composantes dites tardives ayant lieu après celles-ci. Il faut noter que l'on peut utiliser les ERPs sans les moyennner, principalement dans le but de classer ces signaux individuels en temps réel. On parle alors d'analyse "single-trial", ou simple essai [65].

Les caractéristiques classiquement extraites de ce signal EEG évoqué sont soit des valeurs à échantillonnage constant de l'ERP (après filtrage ou non), soit des amplitudes maximales ou moyennes, des latences ou bien l'aire sous la courbe pour les différentes composantes ERPs. La figure 2.5 illustre les composantes ERPs classiquement observées au niveau des électrodes occipitales lors de l'apparition d'un flash visuel et dont l'amplitude maximale et la latence du pic peuvent-être extraites.

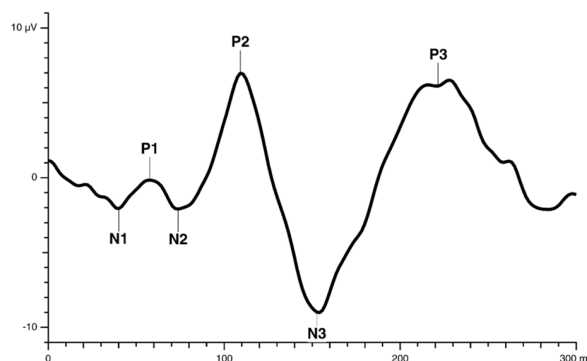


FIGURE 2.5 – Exemple de potentiel évoqué visuel élicité par un flash, d'après [66].

2.4 Traitement du signal ECG

Outre le signal EEG, des signaux acquis en périphérie du scalp et reflétant une activité physiologique dérivée de l'activité cérébrale peuvent aussi être analysés afin d'estimer l'état mental. On recense notamment l'électrocardiogramme (ECG) qui renferme des informations concernant l'activité cardiaque des individus. Les étapes de prétraitement des données et d'extraction des caractéristiques les plus fréquemment rencontrées dans la littérature des ICMs sont décrites ci-après.

2.4.1 Prétraitements

Le pré-traitement du signal ECG inclut généralement un filtrage fréquentiel comme vu précédemment, et ce, afin de limiter l'impact de l'activité électrique environnante sur le signal

physiologique. Le découpage des données doit être effectué en prenant en compte la durée minimale d'un cycle et le nombre d'itérations nécessaires afin de constituer une moyenne robuste des caractéristiques étudiées.

2.4.2 Extraction des caractéristiques

De nombreuses caractéristiques peuvent être extraites à partir du signal ECG afin de mesurer des états physiologiques variés. Le rythme cardiaque et sa variabilité sont des caractéristiques simples à mettre en œuvre et couramment utilisées.

Rythme cardiaque :

Le rythme cardiaque est la fréquence de battement du cœur. On peut définir le rythme cardiaque instantané (HR, "Heart Rate") comme l'inverse de l'intervalle entre deux battements (IBI, "Inter-Beat Interval"), et donc d'un point de vue pratique, entre deux pics de l'onde R (intervalle RR). Ces deux mesures, HR et IBI, sont définies de la manière suivante :

$$IBI_n = r_n - r_{n-1} \quad (2.32)$$

$$HR = \frac{60}{\overline{IBI}} \quad (2.33)$$

où r_n est l'instant du $n^{\text{ème}}$ pic d'onde R et \overline{IBI} est l'intervalle moyen entre deux battements. Le rythme cardiaque s'exprime en battements par minute (bpm).

Variabilité cardiaque :

La variabilité cardiaque (HRV, "Heart Rate Variability") est la variabilité de l'intervalle entre deux battements consécutifs, et donc la variabilité de la fréquence cardiaque instantanée, ou de l'intervalle RR. Afin de la mesurer, il existe principalement deux types de méthodes, celles dans le domaine temporel, et celles dans le domaine fréquentiel.

Des mesures simples d'HRV dans le domaine temporel incluent l'écart type de l'intervalle RR qui peut être moyenné sur une période de temps donnée (équation 2.34 ; HRV est la variabilité cardiaque dans le domaine temporel). Il faut noter que, plus la période analysée voit sa durée augmenter, plus la variance d'HRV augmente. Il faut donc toujours comparer des périodes de même durée [31]. Lorsque la période analysée comprend N cycles, on a :

$$HRV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=0}^{N-1} (IBI_n - \overline{IBI})^2} \quad (2.34)$$

Concernant les mesures dans le domaine fréquentiel, on se base généralement sur des analyses de densité spectrale de puissance (DSP). Trois composantes spectrales principales peuvent être distinguées [31] :

- * une bande de fréquences très basses (VLF, "Very Low Frequency", $\leq 0,04$ Hz)
- * une bande de fréquences basses (LF, "Low Frequency", $0,04\text{Hz} - 0,15$ Hz)
- * une bande de fréquences élevées (HF, "High Frequency", $0,15 - 0,4$ Hz).

Toutefois, seules les LF et HF sont analysées car les VLF seraient d'origine artéfactuelle [31]. La DSP s'effectue sur une série d'événements discrets, par exemple sur la séquence des rythmes cardiaques instantanés, bien que cela nous donne un signal temporel échantillonné de manière irrégulière. Il faut alors interpoler cette séquence pour l'obtenir de manière régulière en fonction du temps. Une autre manière de calculer l'HRV est de prendre la DSP du tachogramme des

intervalles RR (durée des intervalles RR vs. nombre de battements progressifs ; figure 2.6) [31].

L'activité vagale (système parasympathique) serait un contributeur majeur de la composante HF de l'HRV. En revanche, l'origine de la composante LF reste controversée car certains considèrent qu'elle reflète l'activité du système sympathique, tandis que d'autres pensent qu'elle reflète à la fois les activités sympathique et parasympathique. Le ratio LF/HF est assez souvent utilisé pour caractériser certains états physiologiques ou cognitifs. Celui-ci pourrait refléter la balance des activités sympathique et vagale [31].

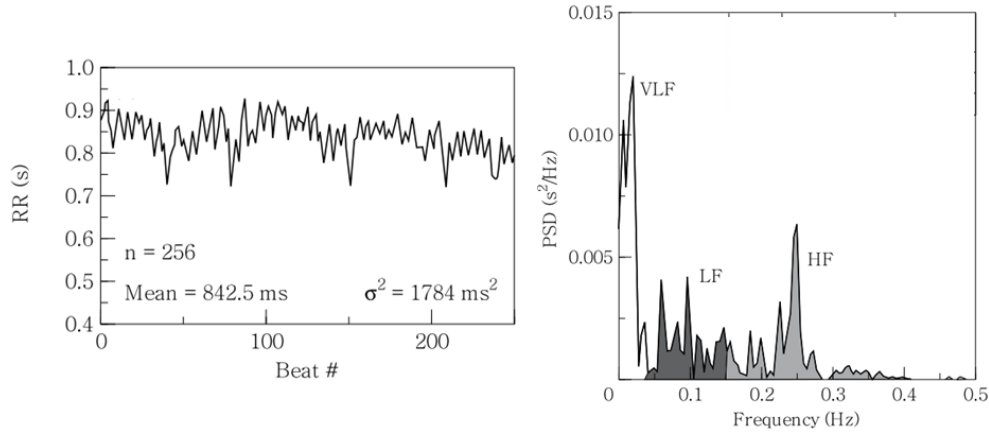


FIGURE 2.6 – Tachogramme de 256 battements consécutifs chez un sujet au repos (figure de gauche), ainsi que le spectre d'HRV correspondant (figure de droite). D'après [31].

2.5 Traitement du signal EOG

L'activité oculaire des individus peut être mesurée par un électro-oculogramme (EOG). Celui-ci, comme l'ECG, est acquis en périphérie du scalp et renseigne sur une activité physiologique dérivée de l'activité cérébrale. Les étapes de prétraitement et d'extraction de caractéristiques les plus fréquemment rencontrées dans la littérature des ICMS concernant cette mesure sont détaillées dans les sous-parties suivantes.

2.5.1 Prétraitements

Le pré-traitement du signal EOG inclut généralement un filtrage fréquentiel comme vu précédemment pour l'EEG et l'ECG, et ce afin de limiter l'impact de l'activité électrique environnante sur le signal physiologique.

2.5.2 Extraction des caractéristiques

Il existe de nombreuses caractéristiques qui peuvent être extraites du signal EOG. Parmi les caractéristiques liées aux clignements oculaires, on peut notamment recenser l'amplitude ou la durée des clignements. D'autres paramètres sont listés et détaillés dans le tableau 2.1 et illustrés par la figure 2.7.

2.6 Sélection/réduction des caractéristiques

Comme pour les autres signaux électrophysiologiques, une fois les caractéristiques extraites et contenues dans notre vecteur \mathbf{f} (données centrées réduites), il est important de chercher à déterminer celles qui sont les plus discriminantes entre les classes afin de réduire la dimensionnalité

TABLE 2.1 – Paramètres de clignement oculaire, définition et calcul. $t_{\alpha b}$ (et respectivement $t_{\alpha e}$) est l'instant auquel le signal EOG commence à dépasser $\alpha\%$ de l'amplitude du clignement (et respectivement commence à tomber sous $\alpha\%$ de l'amplitude du clignement).

Paramètre	Définition	Calcul
Amplitude (A)	Max. entre début et fin	$\max_{t \in [tb, te]} \mathbf{x}_{eye}(t)$
Durée (D)	Temps écoulé entre début et fin	$te - tb$
Durée 50 (D50)	Temps écoulé entre début et fin de 50% de l'amplitude du clignement	$t_{50e} - t_{50b}$
Durée 80(D80)	Temps écoulé entre début et fin de 80% de l'amplitude du clignement	$t_{80e} - t_{80b}$
Durée de fermeture (DF)	Temps écoulé entre début et max.	$tc - tb$
Durée d'ouverture (DO)	Temps écoulé entre max. et fin	$te - tc$
Vitesse de fermeture moy. (VF)	Explicite	$\frac{\int_{tb}^{tc} dt \dot{\mathbf{x}}_{eye}(t)}{tc - tb}$
Vitesse d'ouverture moy. (VO)	Explicite	$\frac{\int_{tc}^{te} dt \dot{\mathbf{x}}_{eye}(t)}{te - tc}$
Vitesse de fermeture max. (VFM)	VF instantanée max.	$\max_{t \in [tc, te]} \dot{\mathbf{x}}_{eye}(t)$
A/VFM	Explicite	$\frac{A}{VFM}$

des données, par exemple si le temps de traitement de ce type de signaux est un frein à l'utilisation temps-réel de l'ICM. Cette sélection permet aussi de diminuer la redondance d'information dans les données. On cherche donc l'ensemble de caractéristiques optimal pour une application donnée. Pour ce faire, on peut faire appel à :

* Des connaissances préalables en neurophysiologie.

* Des algorithmes de sélection automatique. Ceux-ci peuvent être séparés en deux classes, les méthodes filtres qui sont rapides et indépendantes de l'étape de traduction, et les méthodes dites enveloppantes ("wrappers"), qui sont imbriquées dans la traduction.

Les **méthodes filtres** sélectionnent un ensemble de caractéristiques à partir d'un critère fixé avant toute étape de traduction des données. Ensuite, soit c'est l'expérimentateur qui détermine

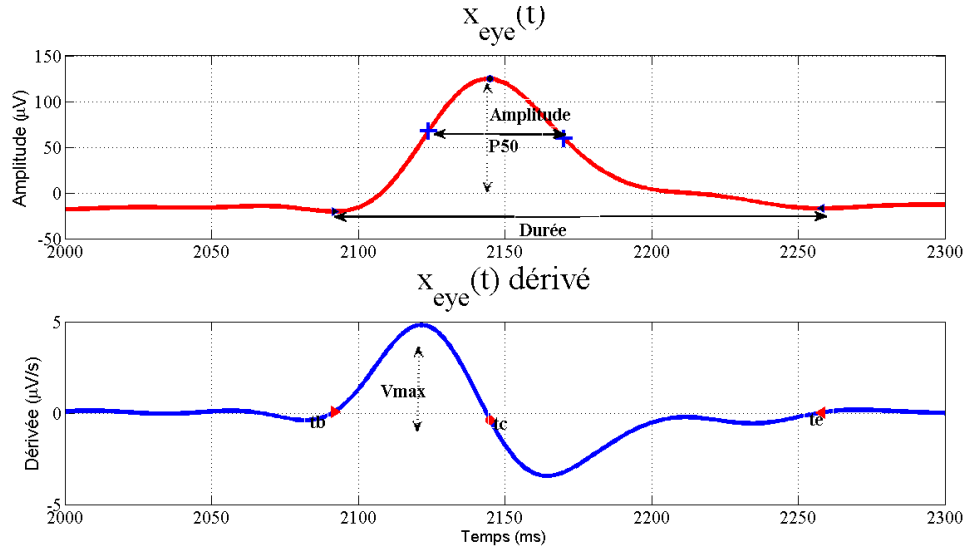


FIGURE 2.7 – Signal EOG et sa dérivée présentant les paramètres de caractérisation de clignement oculaire.

un seuil ou le nombre de caractéristiques à sélectionner, soit ce seuil est déterminé automatiquement. On va parler de "ranking" pour le tri des caractéristiques à partir d'un critère donné. Dans les critères couramment utilisés, on peut noter [67, 56] :

- * La corrélation de Pearson entre la caractéristique et la classe des échantillons $\rho_{\mathbf{f}, \mathbf{c}}(0)$ (voir section 2.3.3), ou bien entre la caractéristique et d'autres caractéristiques déjà sélectionnées comme membres de l'ensemble final.

- * Les coefficients de corrélation bi-sériels [68] définis ainsi pour une électrode e :

$$\mathbf{r}(\mathbf{f}_e) = \frac{\sqrt{N_i N_j}}{N_i + N_j} \frac{E(\mathbf{f}_e | c_i) - E(\mathbf{f}_e | c_j)}{\text{var}(\mathbf{f}_e)} \quad (2.35)$$

avec N_i correspondant au nombre d'échantillons de la classe i . À partir de celui-ci, on peut calculer le coefficient de "signed r^2 ", qui n'est que la version signée (signe de $\mathbf{r}(\mathbf{f}_e)$) du carré de celui-ci. Ici les classes prennent les valeurs ± 1 .

- * La distance entre les matrices de covariance moyenne de chaque classe, comme détaillé par Alexandre Barachant dans sa thèse [25]. Ainsi, il a montré que l'on peut sélectionner les électrodes pour lesquelles la distance Riemannienne entre les matrices de covariance des deux classes est la plus importante, afin de réduire la dimensionnalité des données tout en conservant une bonne discriminabilité des classes. La distance Riemannienne entre les matrices de covariance moyenne de deux classes est donnée par :

$$\| \log(\Sigma_1^{-1} \Sigma_2) \|_F \quad (2.36)$$

avec $\| \cdot \|_F$ la norme de Frobenius d'une matrice.

Les **méthodes enveloppantes** sélectionnent un ensemble de caractéristiques à partir de la performance de classification obtenue avec l'ensemble de caractéristiques sélectionné. Le critère utilisé par ces méthodes est donc le gain ou la perte de performance de classification, voire des tests statistiques appliqués sur ce gain (ex : t-tests) afin de déterminer si l'ajout ou la suppression d'une caractéristique change significativement les performances de classification. Ces méthodes

nécessitent une stratégie de recherche. Par exemple, les méthodes séquentielles avant ou arrière (sequential forward selection, SFS ; sequential backward selection, SBS) [19]. Ces méthodes partent respectivement d'un item, ou de tous les items, et augmentent ou réduisent itérativement l'ensemble de caractéristiques [56].

Il faut noter que l'utilisation de ces différentes méthodes peut être réalisée dans un autre but que la sélection de caractéristiques, à savoir la **visualisation** des caractéristiques permettant la discrimination, à titre informatif. Nous utiliserons d'ailleurs le signed- r^2 dans ce but dans les chapitres 5 et 6. Enfin, il existe d'autres méthodes de réduction de caractéristiques, notamment celles décomposant le signal comme l'ACI ou l'ACP (voir section 2.3.2), ou celles effectuant une projection des données, telle la FLDA (voir section 2.7.2).

2.7 Méthodes de traduction

2.7.1 Principe

Une fois les caractéristiques extraites et sélectionnées, il reste à les classer, à les interpréter. C'est l'étape de **traduction** des caractéristiques. La valeur produite par le système peut être un index continu ou une sortie discrète. On peut aussi facilement passer d'un type à l'autre, par exemple en seuillant une sortie continue pour obtenir une sortie discrète, ou en prenant la distance au seuil pour avoir une sortie continue. De manière générale on peut ou non prendre une décision sur un index continu. Un exemple d'index de charge mentale sans décision et étiquetage est donné par la figure 2.8 empruntée à [42]. Si l'on souhaite prendre une décision à partir des

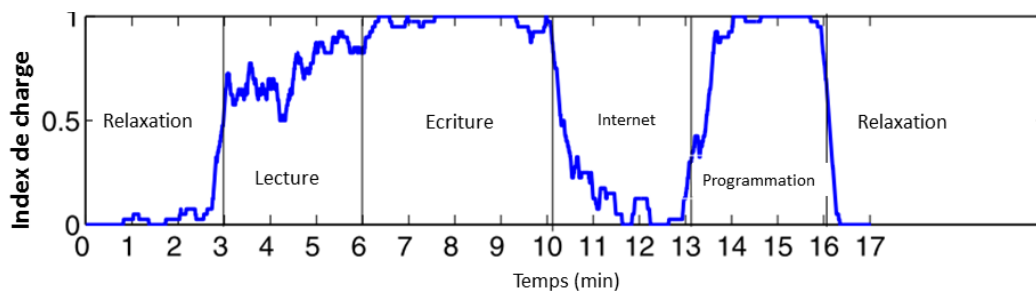


FIGURE 2.8 – Exemple d'index de charge mentale lors de la réalisation de tâches variées sur ordinateur ; figure empruntée à [42]

données, l'étape de traduction des caractéristiques en une étiquette se résume alors à une fonction de décision $d(\cdot)$, qui elle-même se base sur la construction d'une fonction discriminante $h(\cdot)$ qui opère sur les caractéristiques \mathbf{f} :

$$\hat{\mathbf{c}} = d \circ h(\mathbf{f}) \quad (2.37)$$

avec $\hat{\mathbf{c}}$ le vecteur d'étiquettes estimées obtenu grâce à l'étape de traduction. Dans ce travail de thèse nous nous sommes principalement centrés sur $h(\cdot)$ et non sur l'opérateur de discrétisation $d(\cdot)$.

Les méthodes de traduction sont de deux types : les méthodes de **classification** et les méthodes de **régression** [10]. Le principe de traduction est illustré par la figure 2.9. Ces techniques consistent toutes deux en l'apprentissage par le système de l'association d'un échantillon de données à sa classe, ou label/étiquette, et ce, à partir d'une base d'échantillons déjà rencontrés : les **données d'apprentissage**. On parle de classification **supervisée**. Lorsque le système rencontre un nouvel échantillon, une **donnée test**, il pourra ainsi lui attribuer une valeur à partir de son apprentissage antérieur. Une fois la traduction réalisée, on va chercher à estimer sa performance par le biais de différentes méthodes. La classification, la régression, et les méthodes de validation et d'évaluation de la performance sont détaillées dans les parties suivantes.

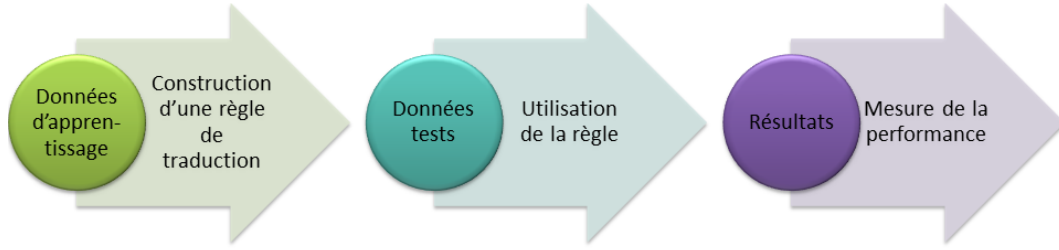


FIGURE 2.9 – Principe de la traduction en apprentissage automatique

2.7.2 Classification

Il existe plusieurs grandes familles de classifieurs qui sont utilisés en ICM. Certaines méthodes construisent un modèle statistique des données, telles que les classifieurs bayésiens et les HMM ("Hidden Markov Models"). On parle d'algorithmes génératifs. En revanche, de nombreuses méthodes de classification construisent une **séparatrice** à partir des données d'apprentissage afin de séparer les échantillons des différentes classes. On parle alors d'algorithmes discriminants. Ces méthodes vont créer des séparations linéaires ou non-linéaires entre les données sans modélisation statistique. Les méthodes de séparation linéaire classiquement rencontrées en ICM sont la FLDA, les SVM linéaires, et celles de séparation non-linéaire sont la FLDA et les SVMs à noyaux, et les réseaux de neurones. Le principe de ces méthodes est détaillé ci-après, avec une emphase particulière sur les méthodes employées dans ce travail de thèse dans la section expérimentale.

Avec modélisation statistique

• Classifieurs bayésiens :

Les méthodes d'analyse bayésienne utilisent un modèle générateur et attribuent le vecteur de caractéristiques observé à la classe à laquelle il a la **plus haute probabilité** d'appartenir. Ces méthodes produisent des frontières qui peuvent être non linéaires -quadratiques- et sont peu utilisées en ICMs [19]. On va chercher à estimer des paramètres définissant les probabilités d'appartenance à chaque classe. Il s'agit de la moyenne \mathbf{m}_i et de la matrice de covariance Σ_i pour la classe i sous l'hypothèse que la densité de probabilité suit par exemple une loi gaussienne.

Dans le **cas général**, les échantillons des classes sont supposés normalement distribués et les matrices de covariance des classes sont différentes. La règle de décision du **maximum a posteriori** permet de minimiser la probabilité d'erreurs, et peut être formulée comme une fonction discriminante. On va donc décider que l'échantillon appartient à la classe i si $h_i(\mathbf{f}) > h_j(\mathbf{f}), \forall j \neq i$ où :

$$h_i(\mathbf{f}) = P(c_i|\mathbf{f}) \quad (2.38)$$

Pour un classifieur binaire, on considère une seule fonction discriminante :

$$h(\mathbf{f}) = h_i(\mathbf{f}) - h_j(\mathbf{f}) \quad (2.39)$$

et on décide \mathbf{c}_i si $h(\mathbf{f}) > 0$, et sinon \mathbf{c}_j .

On considère ici que les probabilités suivent une distribution gaussienne. La fonction de densité MVN (normale multivariée) est la suivante :

$$p(\mathbf{f}|c_i) = \frac{1}{(2\pi)^{N_f/2} |\Sigma_i|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{f} - \mathbf{m}_i)^T \Sigma_i^{-1} (\mathbf{f} - \mathbf{m}_i)\right] \quad (2.40)$$

Grâce à la règle de Bayes, on peut réécrire la fonction discriminante :

$$h_i(\mathbf{f}) = P(c_i|\mathbf{f}) = \frac{p(\mathbf{f}|c_i)P(c_i)}{p(\mathbf{f})} \quad (2.41)$$

En remplaçant $p(\mathbf{f}|c_i)$ par l'expression de la densité gaussienne et en éliminant les termes constants, on obtient la fonction quadratique suivante (avec C constante qui ne dépend pas de i) :

$$h_i(\mathbf{f}) = \mathbf{f}^T \mathbf{W}_i \mathbf{f} + \mathbf{w}_i^T \mathbf{f} + w_{i0} + C \quad (2.42)$$

avec

$$\mathbf{W}_i = -\frac{1}{2}\mathbf{\Sigma}_i^{-1} \quad \mathbf{w}_i = \mathbf{\Sigma}_i^{-1}\mathbf{m}_i \quad w_{i0} = -\frac{1}{2}\mathbf{m}_i^T \mathbf{\Sigma}_i^{-1}\mathbf{m}_i - \frac{1}{2}\log|\mathbf{\Sigma}_i| + \log P(c_i)$$

Ce cas-ci nous donne donc un classifieur bayésien dit **quadratique**. Nous pouvons obtenir un classifieur bayésien **linéaire** lorsque les matrices de covariances de chaque classe sont supposées identiques. En décomposant l'équation 2.39 et en supprimant les termes constants on obtient :

$$h_i(\mathbf{f}) = \mathbf{w}_i^T \mathbf{f} + w_{i0} \quad (2.43)$$

avec

$$\mathbf{w}_i = \mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{m}_i \quad w_{i0} = -\frac{1}{2}\mathbf{m}_i^T \mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{m}_i + \log P(c_i)$$

• HMM :

Les HMM ("Hidden Markov Models"), ou modèles de Markov cachés, sont des méthodes de classification utilisées en ICM actives, notamment par Obermaier et collaborateurs [69], qui entrent dans la cadre des classifieurs bayésiens. Leur particularité est de prendre en compte des états cachés et des probabilités de transition d'un état à un autre. Ces méthodes permettent aussi de lisser temporellement les données.

Sans modélisation statistique

L'analyse discriminante de Fisher (ou FLDA, "Fisher Linear Discriminant Analysis"), et les SVM ("Support Vector Machine") constituent les méthodes de classification sans modélisation statistique les plus utilisées dans les ICMs [34, 70]. Ces deux méthodes effectuent une séparation linéaire entre les classes. D'autres méthodes permettent d'obtenir une séparation non-linéaire, à savoir les extensions de la FLDA et SVM à noyaux (kernel FLDA, kernel SVM), ainsi que les réseaux de neurones.

• FLDA :

L'analyse discriminante de Fischer est une méthode de classification linéaire assez simple, entraînant une demande computationnelle faible. Toutefois, elle est peu fiable lorsqu'il y a présence d'artéfacts ou d'outliers [19]. Le principe de cette méthode est que l'on va chercher à projeter les échantillons de la base d'apprentissage sur une droite dont la direction donnée par le vecteur \mathbf{w} va permettre de maximiser la différence des moyennes projetées des 2 classes et de minimiser la dispersion intra-classe des échantillons projetés (figure 2.10). De fait, \mathbf{w} est le vecteur normal de l'hyperplan discriminant tel que : $y = \mathbf{w}^T \mathbf{f}$ [70]. Grâce à la projection, on passe d'un espace à N_f -dimensions à un espace à 1 dimension ; c'est donc une technique qui est aussi utilisée pour la réduction de la dimensionalité des données.

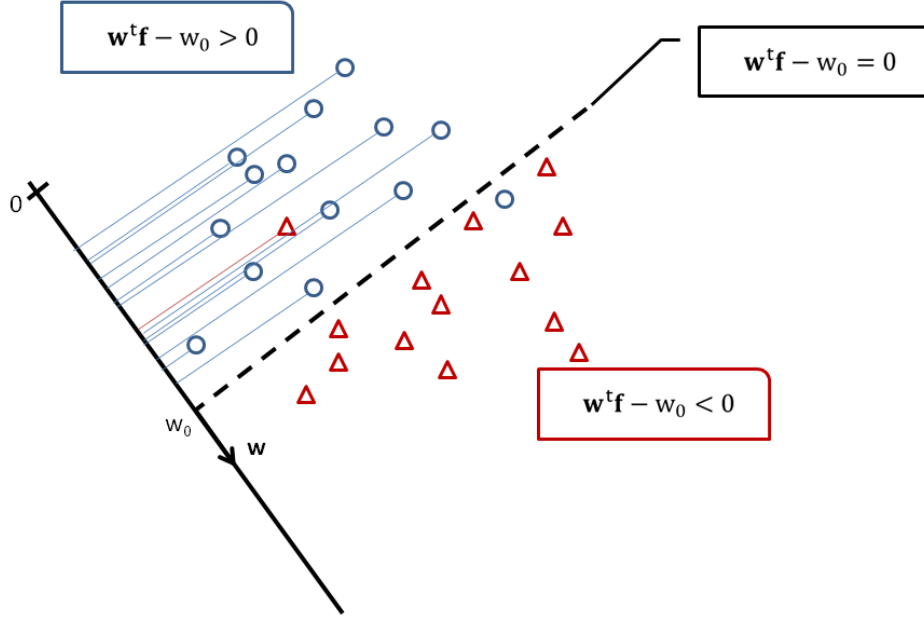


FIGURE 2.10 – Hyperplan séparateur dans le cas d'une classification binaire par FLDA, inspiré par la figure de [70].

Lorsque le nombre de classes est de deux, on peut mesurer la séparation entre les points projetés en utilisant la différence entre les moyennes des échantillons $|\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2| = |\mathbf{w}^T(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)|$ (avec \tilde{m}_c la moyenne des points projetés de la classe c). On veut, d'une part, maximiser cette différence et faire en sorte, d'autre part, que la variance intra-classe soit minimum afin que les échantillons des deux classes ne se recouvrent pas et présentent une bonne séparabilité ($\tilde{s}_c^2 = \Sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{f}_c - \tilde{m}_c)^2$; avec \mathbf{f}_c les caractéristiques de la classe c , et \tilde{s}_c l'écart des points projetés de la classe c à la moyenne). On cherche ainsi à maximiser le critère suivant :

$$J(\mathbf{w}) = \frac{|\tilde{m}_1 - \tilde{m}_2|^2}{\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2} \quad (2.44)$$

$$J(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_B \mathbf{w}}{\mathbf{w}^T \mathbf{S}_W \mathbf{w}} \quad (2.45)$$

avec \mathbf{S}_B la matrice de dispersion inter-classe : $\mathbf{S}_B = (\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^T$; et \mathbf{S}_W la matrice de dispersion intra-classe globale : $\mathbf{S}_W = \Sigma_1 + \Sigma_2$. Ce critère correspond là encore à un critère de Rayleigh, dont la solution est obtenue par diagonalisation jointe de \mathbf{S}_B et \mathbf{S}_W . Le projecteur est obtenu ainsi : $\mathbf{w} = \mathbf{S}_W^{-1}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)$.

Il nous faut ensuite fixer un seuil/biais, w_0 , qui correspond au point sur la droite permettant de séparer les classes. L'hyperplan séparateur correspond à la fonction discriminante $h(\mathbf{f}) = \mathbf{w}^T \mathbf{f} - w_0$. Si nous n'avons pas d'a priori sur les probabilités d'appartenance aux classes des échantillons, ni de contrainte de minimisation du nombre de faux positifs/faux négatifs, alors nous pouvons déterminer ce seuil comme étant à équidistance des 2 moyennes :

$$w_0 = \frac{\mathbf{w}^T(\mathbf{m}_1 + \mathbf{m}_2)}{2} \quad (2.46)$$

La classification de nouveaux échantillons se fait grâce à la fonction de décision suivante :

$$\hat{c} = d \circ h(\mathbf{f}) = \text{sign}(\mathbf{w}^T \mathbf{f} - w_0) \quad (2.47)$$

Il faut noter que, sous certaines conditions, la FLDA est optimale et le classifieur obtenu correspond au classifieur optimal de Bayes vu précédemment (section 2.7.2). Ces conditions sont que les caractéristiques suivent une loi gaussienne et que leur covariance soit identique (condition d'homoscédasticité).

Le problème principal de la FLDA est l'inversion de \mathbf{S}_W . Il faut utiliser des techniques robustes d'estimation telles que la version régularisée de la FLDA, la RFLDA ("Regularized FLDA"). Celle-ci introduit un terme de régularisation qui lui donne une meilleure capacité de généralisation en résistant mieux aux données aberrantes qui sont très courantes en ICM. Lotte et collaborateurs [70] notent qu'étonnamment cette méthode de classification n'est que très peu utilisée en ICMs. Un exemple de ces techniques est l'estimation de covariance par rétrécissement ("shrinkage covariance estimation") [71] que nous utilisons dans nos analyses (voir section 5.3). Comme le détaillent Blankertz et collaborateurs [65], la moyenne et la matrice de covariance estimées sont données par :

$$\hat{\mathbf{m}}(\mathbf{f}) = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} \mathbf{f}_i \quad (2.48)$$

$$\hat{\mathbf{\Sigma}} = \frac{1}{N_t - 1} \sum_{i=1}^{N_t} (\mathbf{f}_i - \hat{\mathbf{m}}(\mathbf{f}))(\mathbf{f}_i - \hat{\mathbf{m}}(\mathbf{f}))^T \quad (2.49)$$

Pour contrebalancer l'erreur d'estimation, on remplace $\hat{\mathbf{\Sigma}}$ par :

$$\tilde{\mathbf{\Sigma}}(\gamma) = (1 - \gamma)\hat{\mathbf{\Sigma}} + \gamma(\eta\mathbf{I}_{N_e}) \quad (2.50)$$

avec γ comme paramètre de rétrécissement, et $\eta = \text{trace}(\hat{\mathbf{\Sigma}})/N_f$ avec N_f la dimensionalité de l'espace des caractéristiques. Lorsque $\gamma = 0$, on obtient une LDA non régularisée, et lorsque $\gamma = 1$, on force la sphéricité des matrices de covariances.

• SVM linéaire :

La méthode de classification par SVM linéaire, effectue également une séparation linéaire des échantillons des deux classes considérées. Le point majeur concernant les SVM est la notion de **marge**, qui correspond à la distance entre la frontière de séparation et les échantillons les plus proches, aussi appelés **vecteurs de support**. Si le problème est linéairement séparable, il existe une infinité d'hyperplans possibles. En SVM, on va faire imposer que cet hyperplan soit le meilleur possible en maximisant la distance entre celui-ci et les deux nuages de points (figure 2.11). On trouve l'hyperplan optimal par une procédure d'optimisation qui prend en compte un paramètre de régularisation [72, 70, 67]. On peut noter qu'en FLDA, on maximisait uniquement la distance entre les moyennes des classes.

• Séparations non linéaires :

Dans de nombreux cas, les problèmes de classification ne sont pas linéairement séparables. Afin de les résoudre, une solution est de projeter les données dans un espace de plus grande dimension où celles-ci deviendront linéairement séparables. C'est ce que font les méthodes de type **Kernel** (FLDA, SVM), et de **réseaux de neurones**. Les deux premières méthodes vont chercher à transformer les données par une fonction ϕ afin de les rendre linéairement séparables, puis vont appliquer une méthode de classification linéaire. La fonction ϕ étant difficile à déterminer, elles utilisent, pour effectuer cette transformation, des **fonctions noyaux** qui correspondent au produit scalaire des vecteurs dans le nouvel espace, et qui permettent de s'affranchir des fonctions non linéaires complexes à calculer. La fonction noyau la plus employée en ICM est la fonction de

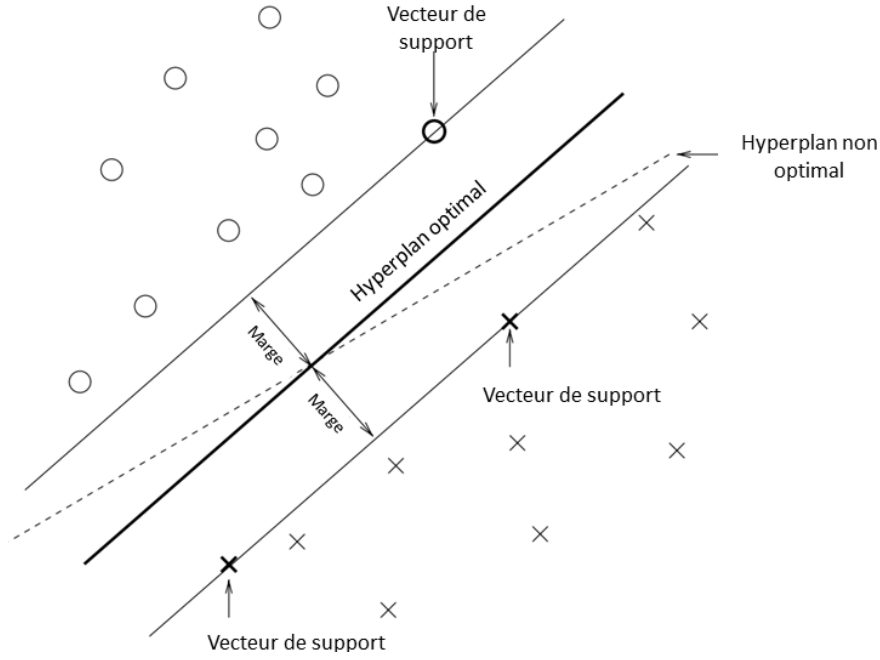


FIGURE 2.11 – Principe de la classification linéaire par SVM, emprunté à [70]

base radiale (RBF) ou noyau gaussien :

$$K(\mathbf{f}_i, \mathbf{f}_j) = \langle \phi(\mathbf{f}_i), \phi(\mathbf{f}_j) \rangle = \exp\left(\frac{-\|\mathbf{f}_i - \mathbf{f}_j\|^2}{2\text{var}(\mathbf{f})^2}\right) \quad (2.51)$$

Les réseaux de neurones sont des ensembles de neurones artificiels dont l'activité en réseau permet de créer des séparations non linéaires [70]. Grâce à leur organisation en parallèle et à leurs interconnexions massives, ils peuvent effectuer des tâches d'apprentissage et de classification sans aucune règle explicite.

2.7.3 Régression

La régression est un ensemble de méthodes statistiques permettant de modéliser les relations entre des variables. Un algorithme de régression construit ainsi un modèle fonctionnel des données d'apprentissage afin de pouvoir prédire l'appartenance des données tests aux classes considérées [67]. Contrairement aux méthodes de classification, la sortie de l'algorithme est continue. On peut toutefois fixer des seuils afin de déterminer un index discret d'appartenance aux classes. On distingue trois types principaux de régressions utilisées en ICMS : la régression linéaire, la régression logistique, et la PLS (Partial Least Squares). Ces méthodes sont toutes les trois détaillées rapidement ci-après.

Linéaire

Dans le cas de la régression linéaire, le modèle explicatif des données créé à partir de la base d'apprentissage est de la forme :

$$h(\mathbf{f}) = \mathbf{w}^T \mathbf{f} + w_0 \quad (2.52)$$

pour lequel \mathbf{w} et w_0 doivent être déterminés, par exemple grâce à la méthode des moindres carrés [67]. On peut noter que la LDA peut être vue comme un problème de régression sans pénalisation ($\lambda = 0$) :

$$\text{argmin}_{\mathbf{w}} \|\mathbf{c} - \mathbf{F}\mathbf{w}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|_1 \quad (2.53)$$

lorsque $\lambda = 0$ et en centrant les étiquettes ($m(\mathbf{c}) = 0$).

Logistique

La régression logistique consiste à effectuer une modélisation des probabilités *a posteriori* des classes. La sortie du classifieur peut donc être continue (probabilité d'appartenance à une classe) ou bien discrète si l'on fixe un seuil. Par exemple, un essai pourra être considéré comme appartenant à la classe c si sa probabilité d'appartenance à cette classe dépasse 0,5. Il faut noter qu'il existe une extension au cas multiclassé.

PLS

La régression PLS ("Partial Least Squares", ou moindres carrés partiels) est une méthode particulièrement appropriée pour les données à dimension élevée qui emprunte à la fois à l'ACP et à la régression linéaire. En projetant les données dans des sous-espaces de moindre dimension, cette méthode cherche des composantes, ou variables cachées liées à \mathbf{c} et \mathbf{f} qui permettent de maximiser leur covariance [73]. Son originalité réside dans cette forme de décomposition des données basée sur les labels des essais.

2.7.4 Combinaison de caractéristiques ou de classifieurs

Dans le but d'obtenir de meilleures performances, on peut combiner des caractéristiques provenant de modalités d'enregistrement différentes, par exemple d'EEG et d'ECG, ou bien provenant de la même modalité, par exemple des mesures de puissance moyenne dans des bandes de fréquence et des potentiels évoqués. On peut alors les combiner à deux stades de la chaîne de traitement :

* avant l'étape de traduction, par création d'un vecteur global de caractéristiques : on parle alors de **fusion** de caractéristiques,

* lors de la traduction, par création d'un classifieur pour chaque modalité, puis par **combinaison** de ces classifieurs (figure 2.12).

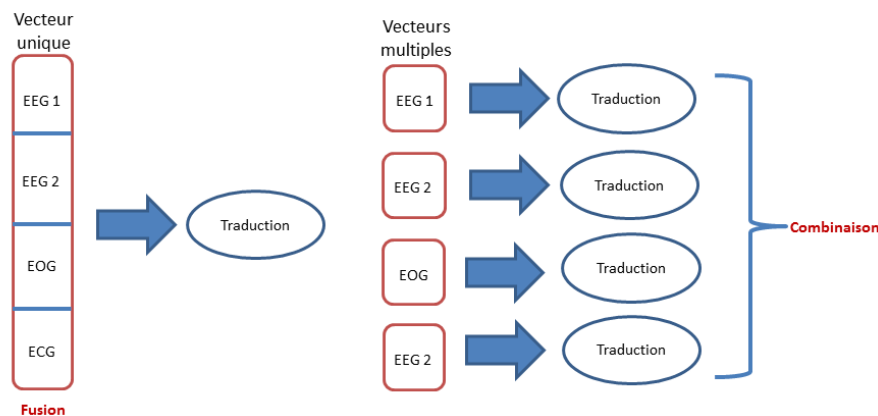


FIGURE 2.12 – Principe général de la combinaison de caractéristiques de modalité d'enregistrement identique ou différente. *EEG 1 & 2* : deux types de caractéristiques EEG, par exemple puissance moyenne dans la bande alpha et potentiels évoqués ; *EOG* : une caractéristique EOG, par exemple le taux de clignements ; *ECG* : une caractéristique ECG, par exemple la variabilité cardiaque.

Selon Lotte et collaborateurs [70], il existe différentes manières de combiner les sorties de plusieurs classifieurs dont :

- **Le vote** : Méthode la plus utilisée en ICMs. Très simple, elle consiste à sélectionner la classe la plus choisie par un ensemble de classifieurs travaillant en parallèle.
- **L'empilement** : Les sorties de plusieurs classifieurs sont données en entrée à un méta-classifieur qui prend la décision finale en pondérant leur décision : $\sum_i \mathbf{w}_i h_i(\mathbf{f})$. On parle d'ensembles de classifieurs ("ensemble of classifiers").
- **Le "boosting"** : Utilisation de classifieurs en cascade, chacun se concentrant sur les erreurs commises par le classifieur précédent.

2.7.5 Validation

Après avoir effectué l'étape de traduction, nous obtenons le vecteur contenant les étiquettes estimées de chaque essai. Le post-traitement principal est alors de valider la chaîne de traitement, c'est-à-dire d'évaluer les performances du système. Pour ce faire, nous devons employer une méthode de partitionnement rigoureuse des données, et utiliser des critères d'évaluation appropriés. Ces deux aspects sont détaillés ci-après.

Méthodes de partitionnement

Afin de déterminer les performances d'une ICM, il faut utiliser une méthode rigoureuse incluant un apprentissage et un test effectués sur des données **différentes**. Comme nous l'avons vu précédemment dans la section 2.7.1, les données doivent donc être partitionnées en deux jeux : les données d'apprentissage, et les données test. Les méthodes de partitionnement classiquement utilisées en ICMs sont les méthodes de validation croisée. On en retrouve deux principales :

- **La validation croisée k-partite** : On divise l'ensemble de nos données $\mathbf{D} : (\mathbf{F}, \mathbf{c})$ en K ensembles de quantité égale d'échantillons. On utilise ensuite successivement un ensemble après l'autre en tant qu'ensemble test (ensemble D_k), tous les autres $K - 1$ ensembles servant de données d'apprentissage (figure 2.13)[67]. Le plus souvent, on utilise une validation croisée avec 10 ensembles (décapartite, en anglais "10-fold").
- **La méthode LOO** ("leave-one-out") : Cette méthode est similaire à la précédente, la seule différence résidant dans le nombre d'échantillons inclus dans la base de test. Dans le cas de la LOO, un seul échantillon est utilisé pour tester le système de traduction. Il faut noter que l'on peut utiliser la même méthodologie avec les données des sujets. Ainsi, on peut appliquer une validation "leave one subject out" en apprenant notre classifieur sur les données de tous les sujets sauf un, et en le testant sur le sujet restant. Cela permet d'obtenir des classifieurs sujet-indépendants.

Méthodes d'évaluation

Il existe plusieurs critères d'évaluation des performances d'une ICM [10] dont les suivants :

- **Taux d'erreurs, ou de classification correcte** (moyennes et écarts-types) : très simples et très utilisés en ICM, souvent exprimés en pourcentages. Grâce à l'inclusion grandissante de neuro-scientifiques dans le champ d'étude des ICMs, il est de plus en plus courant d'appliquer sur ces taux des tests statistiques de type t-test afin de déterminer si les résultats obtenus avec une chaîne de traitement sont significativement supérieurs à ceux d'une autre chaîne.
- **Matrice de confusion et coefficient kappa** : La matrice de confusion répertorie le taux de détections correctes (TP, "true positive"), de détections incorrectes (FP, "false positif"), de

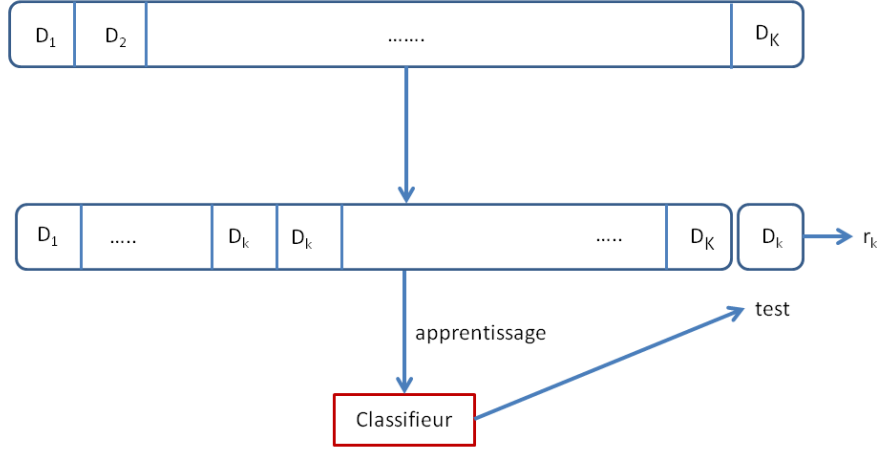


FIGURE 2.13 – Principe de la validation croisée K-partite, d'après [67]. On divise notre base de données D en K ensembles, puis on prend l'ensemble D_k comme ensemble de test (k allant de 1 à K) tandis que les autres $K - 1$ ensembles servent de base d'apprentissage.

TABLE 2.2 – Exemple de matrice de confusion pour deux classes, 1 et 2, en considérant que la classe que l'on cherche à détecter est la 1.

Classe réelle \ Classe prédite	1	2
1	TP	FN
2	FP	TN

non-détections correctes (TN, "true negative") et de non-détections incorrectes (FN, "false negative"). La table 2.2 présente un exemple pour deux classes 1 et 2.

A partir de cette matrice de confusion \mathbf{H} [74], on peut calculer la justesse de classification :

$$J = \frac{\sum_{c=1}^{N_c} h_{cc}}{N_t} \quad (2.54)$$

avec h_{cc} les éléments diagonaux de \mathbf{H} pour une classe c . On a aussi la justesse de classification due au hasard :

$$J_{\text{chance}} = \frac{\sum_{c=1}^{N_c} n_{oi} n_{io}}{N_t N_t} \quad (2.55)$$

avec n_{oi} et n_{io} respectivement les sommes de la colonne i et de la ligne i . Le coefficient κ est alors :

$$\kappa = \frac{J - J_{\text{chance}}}{1 - J_{\text{chance}}} \quad (2.56)$$

Plus κ est proche de 1, meilleure est la justesse de classification. En revanche, lorsque $\kappa \leq 0$, la justesse de classification est due au hasard.

• **Courbe ROC** ("Receiver Operating Characteristics") ou courbe sensibilité/spécificité : Cette mesure est adaptée pour les ICMS fonctionnant en continu, sans découpage essai par essai, pour

une classification binaire. Elle consiste à tracer la courbe donnant le taux de vrais positifs (TPR), appelé aussi sensibilité :

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.57)$$

en fonction du taux de faux positifs (FPR, $1 - \text{spécificité}$) :

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (2.58)$$

grâce au taux de détection correctes (TP), taux de non-détections correctes (TN), taux de détections incorrectes (FP) et au taux de non-détections incorrectes (FN). L'aire sous la courbe (AUC) est alors un critère d'évaluation des performances.

•**ITR**("Information Transfer Rate") : Il s'agit d'une mesure de la quantité d'information communiquée par unité de temps, exprimée en bits par essai. Celle-ci prend en compte à la fois la vitesse, la justesse de classification (J) et le nombre de classes considérées (N_c) dans la formule suivante :

$$ITR = \log_2 N_c + J \log_2 J + (1 - J) \log_2 \frac{1 - J}{N_c - 1} \quad (2.59)$$

Il faut noter que cette méthode est adaptée aux ICMS fonctionnant essai par essai, et ne prend pas en compte l'écart-type de la justesse de classification.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu les méthodes de traitement du signal appliquées aux signaux électrophysiologiques que sont l'EEG, l'ECG et l'EOG pour les applications d'ICMs. Ces méthodes sont employées pour répondre aux problématiques de prétraitement des données, d'extraction de caractéristiques et de traduction. Ces étapes constituent les briques fondamentales d'une chaîne de traitement visant à obtenir une étiquette d'état mental pour une portion de signal donnée. Dans le chapitre qui suit - chapitre 3 - sera détaillé l'état de l'art concernant les états mentaux d'intérêt pour les ICMS passives, ainsi que les systèmes mis en place pour les estimer. Ces systèmes feront donc appel aux méthodes vues au sein du présent chapitre.

Chapitre 3

ICMs passives & états mentaux

Le chapitre précédent a présenté les techniques de traitement du signal couramment employées dans le cadre des ICMs. Ce chapitre-ci détaille l'état de l'art en ICM passive. Une première partie aborde la relation état mental - marqueur(s) physiologique(s) ainsi que les raisons de notre choix de nous focaliser sur la fatigue mentale, la charge mentale et l'attention sélective. Puis, ces états sont définis, leurs marqueurs comportementaux et électrophysiologiques sont détaillés, de même que les systèmes existants permettant leur estimation. Enfin, la problématique de la thèse est posée en réponse aux manques de la littérature identifiés par notre état de l'art.

3.1 États mentaux

3.1.1 Relation état mental - mesure physiologique

Comme le précise Fairclough [4], il existe deux problèmes majeurs à l'utilisation de mesures physiologiques dans les systèmes d'IHM. 1) L'**inférence psychophysiologique**, c'est-à-dire la difficulté de mapping entre une ou plusieurs mesures physiologiques avec un ou plusieurs états psychologiques ; et 2) La **validité psychophysiologique**, e.g. la relation entre la charge mentale et les tâches utilisées pour entraîner et évaluer le système. Le premier point, à savoir la relation complexe entre les états de l'utilisateur et leurs variables physiologiques associées, est détaillé par Cacioppo et Tassinary [75]. Ainsi, on répertorie 4 relations entre physiologie et état mental :

1. mapping un-à-un, relation isomorphe unique ;
2. mapping plusieurs-à-un, il faut plusieurs mesures pour inférer un état mental ;
3. mapping un-à-plusieurs, une mesure physiologique est sensible à plusieurs états mentaux ;
4. mapping plusieurs-à-plusieurs, plusieurs signaux sont sensibles à plusieurs états.

D'après l'auteur, le cas idéal pour une application de monitoring est le cas 1, bien qu'a priori utopique. Le cas 2 est lui plus réaliste, puisque des états mentaux, comme un état de charge mentale élevé par exemple, sont souvent décrits dans la littérature à partir d'une conjonction de plusieurs mesures physiologiques. Le cas 3 est aussi vrai puisqu'une même mesure comme le rythme cardiaque va être sensible à différents états tels que la charge et la fatigue mentales. Enfin, le cas 4 est peut-être le plus courant dans les milieux écologiques puisque plusieurs mesures physiologiques vont être modulées par plusieurs états mentaux. Donc, lorsque nous travaillons en ICMs passives, il faut toujours garder à l'esprit que les mesures physiologiques que nous utilisons sont sensibles à de multiples états qui se combinent potentiellement dans les applications de vie réelle. Il nous faut chercher les relations les plus optimales pour éviter les chevauchements, mais aussi chercher les méthodes de calcul nous permettant de nous affranchir de ceux-ci ou du moins les réduire.

3.1.2 États mentaux pertinents pour le suivi d'opérateurs

En se plaçant dans une optique de **neuroergonomie**, c'est-à-dire en voulant faire des mesures de l'état d'un opérateur en situation de travail grâce à son activité cérébrale, plusieurs états mentaux paraissent pertinents. Parmi ceux-ci sont à compter les états de :

- Fatigue mentale
- Charge mentale
- Niveau attentionnel.

En effet, ces états impliquent tous une dégradation des performances lors de leur augmentation pour la fatigue et la charge, ou de leur diminution pour le niveau attentionnel. Ils peuvent être conçus comme des états résultant d'un niveau donné de ressources cognitives et attentionnelles disponibles. Lorsqu'un processus de traitement est enclenché, une certaine quantité de ressources est alors engagée pour permettre sa pleine exécution. Or, ces ressources sont limitées. Celles-ci peuvent devenir insuffisantes pour une tâche donnée, et entraîner par voie de conséquence une dégradation des performances. Ce cas de figure peut être observé notamment lors de la réalisation de double tâches utilisant le même type de ressources [76, 77]. Cette vision est notamment reprise dans la "Cognitive Load Theory" (CLT) [78], originellement développée pour rendre compte des effets d'augmentation de charge en mémoire de travail dans le cadre de la psychologie cognitive appliquée aux sciences de l'éducation. Il faut noter que la charge mentale peut être conçue comme une déplétion de ressources à un instant t , tandis que la fatigue mentale correspondrait à une déplétion sur une période de temps donnée.

Dans cette thèse, nous avons choisi de nous focaliser sur les trois états mentionnés plus haut, avec un accent sur les deux premiers états, à savoir la fatigue et la charge mentale. Les mesures classiquement utilisées dans la littérature pour les caractériser sont des :

- **Mesures de performance**, dont les temps de réaction et la justesse des réponses ;
- **Mesures qualitatives**, grâce à des questionnaires de ressenti ;
- **Mesures électro-physiologiques** telles que l'EEG, l'EOG et l'ECG.

Les résultats classiquement rapportés dans la littérature pour ces états mentaux d'intérêt et leurs marqueurs physiologiques sont détaillés ci-après, de même que les traitements réalisés sur ces mesures. Les éventuelles ICMs passives commercialisées correspondantes seront également indiquées. Il faut noter qu'à notre connaissance, aucun des systèmes existants ne propose de prise en compte des interactions entre les différentes fonctions d'intérêt, ni n'effectue de mesure conjointe de celles-ci. Les travaux présentés dans ce rapport sont principalement basés sur des mesures EEG.

3.2 Fatigue mentale

3.2.1 Définition

Lorsque l'on parle de fatigue mentale, on emploie souvent le terme de vigilance. Comme le rapportent Oken et collaborateurs [79], la **vigilance** se définit de différentes manières selon le champ d'étude et selon les auteurs. Ainsi, les psychologues et certains scientifiques cognitivistes utilisent ce terme pour désigner une capacité à soutenir son attention lors de la réalisation d'une tâche sur une période de temps donnée, et parlent alors de "vigilance decrement" lorsque les performances des sujets diminuent avec le temps passé sur la tâche ("**time-on-task effect**", i.e. augmentation des temps de réaction et baisse des taux de détection correcte). Certains auteurs utilisent d'autres termes que "vigilance", mais avec la même définition opérationnelle. Ainsi, on trouve souvent mention de **fatigue mentale**, ce qui fait alors référence à un état survenant lors de la réalisation d'une tâche mentale longue et fatigante exigeant des sujets qu'ils maintiennent

leur attention soutenue, par exemple, lors d'une tâche de conduite automobile [80, 81, 82, 83]. Cette fatigue mentale joue sur la capacité des sujets à maintenir un niveau d'attention soutenue approprié, donc sur la vigilance [84]. On retrouve aussi le terme d'"engagement" pour différencier des états engageant plus ou moins de ressources attentionnelles. Cet engagement est mesuré par les chercheurs grâce à des tâches d'attention soutenue et des comparaisons de mesures en état relaxé vs. en situation de test [16]. D'autre part, pour les éthologues et les psychiatres, le terme de vigilance réfère, en revanche, à l'attention portée à des dangers potentiels. Enfin, pour les neurophysiologistes, ce terme correspond au niveau d'éveil physiologique sur un continuum sommeil-veille sans mention d'état cognitif ou comportemental.

Dans la littérature, il est aussi difficile de trouver une traduction française constante à travers les auteurs permettant de distinguer les termes "arousal", "vigilance", "sustained attention" et "tonic alertness". En général, et en reprenant une distinction faite par Coull [85], les trois derniers termes correspondent à l'attention soutenue, ou à l'état d'éveil cognitif alors que le premier, "arousal", relève de l'état d'éveil physiologique. Celui-ci ne doit pas être confondu avec les autres puisqu'ils sont opérationnellement et fonctionnellement distincts [86].

Dans le cadre de nos travaux, nous avons utilisé le terme de **fatigue mentale** pour se référer au **processus graduel et cumulatif associé à la baisse de vigilance et faisant suite à une augmentation du temps passé sur la tâche** (TPT) [80].

3.2.2 Marqueurs comportementaux et électrophysiologiques

L'état de fatigue mentale peut être défini par une chute des performances comportementales (i.e. temps de réaction et justesse) liée à l'augmentation du temps passé sur la tâche. Le temps de réaction des sujets augmente ainsi quasi linéairement avec l'augmentation du temps passé sur la tâche [87, 88, 89, 86, 90, 91, 81, 82, 84], et ce, plus particulièrement pour les cibles recherchées, et non pour les distracteurs [92]. La justesse des réponses chute également [89], avec des chutes de performances plus importantes en vision qu'en audition [93]. Ces résultats classiques sont illustrés par la figure 3.1. Il faut toutefois noter que Ishii et collaborateurs [94] précisent que certaines études montrent un maintien des performances comportementales au cours de la tâche principale, mais qu'une tâche effectuée après celle-ci peut voir ses performances chuter. Ce phénomène de maintien des performances serait permis grâce à un mécanisme de compensation, le système de facilitation mentale [95].

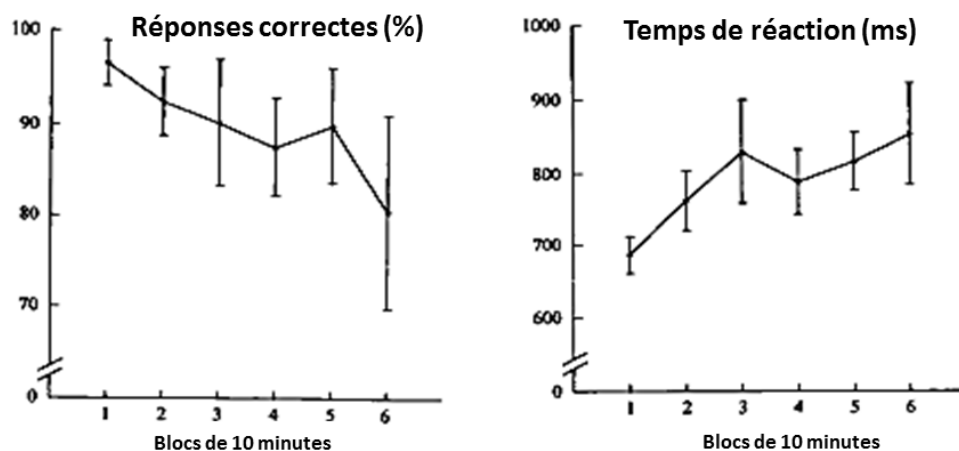


FIGURE 3.1 – Evolution des performances comportementales en fonction du temps passé sur la tâche. D'après [89].

Sur le plan neurophysiologique, un réseau fronto-parieto-thalamique droit (i.e. lobes frontal et pariétal, et le thalamus, structure sous-corticale) semble sous-tendre la capacité de vigilance [85, 89], réseau lié à la motivation et l'effort mental [94]. Dans leur revue de la littérature concernant la fatigue mentale, Ishii et collaborateurs [94] précisent que celle-ci causerait une détérioration des fonctions cognitives via une déficience du cortex cingulaire antérieur et du cortex préfrontal dorso-latéral. Dans tous les cas, une baisse de vigilance et une augmentation de fatigue mentale se traduisent par une augmentation progressive de l'activité EEG de basse fréquence [85, 96, 80, 79, 82, 83, 97, 98], particulièrement dans les bandes de fréquence alpha les plus basses [88, 84] et thêta [89, 84, 82] (figure 3.2). À ces augmentations s'ajoute une diminution de l'activité haute fréquence [88, 85, 96, 80, 79, 82, 99, 100] (figure 3.3 ; pour une revue en situation de conduite voir [101]).

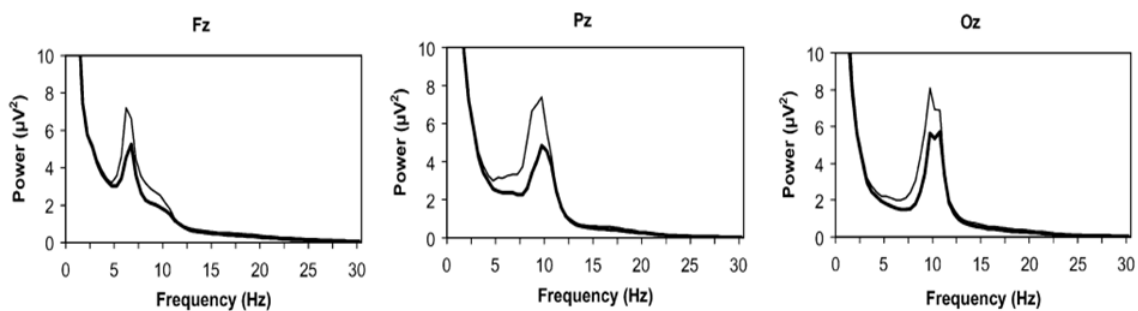


FIGURE 3.2 – Effet de la durée de la tâche sur l'activité fréquentielle lors d'une tâche de mémoire. Ligne épaisse/fine : début/fin d'expérimentation. D'après [84].

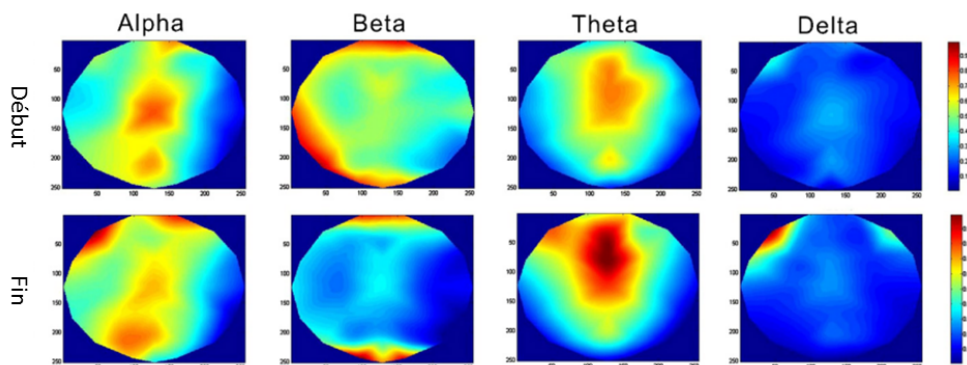


FIGURE 3.3 – Activité fréquentielle en fonction du moment d'expérimentation pour une tâche de conduite en simulateur. D'après [82].

Concernant l'activité EEG évoquée, l'amplitude de la composante P3 diminue avec la baisse de vigilance pour tous les sites d'enregistrement [102, 103, 79, 91] (figure 3.4). D'autres auteurs avancent aussi que sa latence augmente également [81, 82]. Concernant les composantes plus précoces, l'amplitude de la composante N1 diminue avec le temps passé sur la tâche au niveau des électrodes pariétales [84, 99], tandis que celle de la composante N2b augmente avec la durée de la tâche au niveau des électrodes centrales [84].

Parallèlement, de nombreuses caractéristiques périphériques sont sensibles aux variations de vigilance. Ainsi, la fréquence des clignements [80, 104, 105, 106] comme leur durée augmentent avec la baisse de la vigilance [104, 83]. La fatigue mentale s'accompagne également de modulations de l'activité cardiaque, avec notamment une diminution du rythme cardiaque, consécutive à une augmentation de la durée de l'intervalle inter-battements [80, 91, 107, 108]. De plus, elle

s'accompagne d'une augmentation de la variabilité cardiaque dans le domaine temporel [109, 110]. Dans le domaine fréquentiel, la fatigue mentale se caractérise aussi par une augmentation de la puissance de la composante haute fréquence (HF) de la variabilité [111, 112, 82, 113], et, selon les auteurs, par une augmentation [111, 113] ou une diminution de la puissance de sa composante basse fréquence (BF) [109].

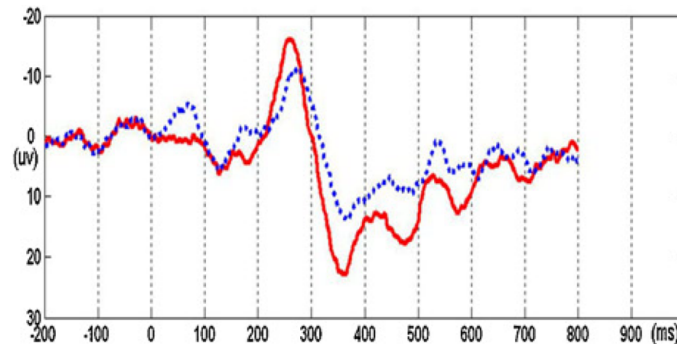


FIGURE 3.4 – Effet de la durée de la tâche sur les potentiels évoqués (notamment la P300) au niveau de l'électrode Cz lors d'une tâche de conduite. *Ligne rouge/bleue : avant/après la tâche de conduite.* D'après [82].

3.2.3 Systèmes de reconnaissance

Plusieurs équipes ont travaillé au développement de systèmes de reconnaissance automatique de l'état de fatigue mentale ou de vigilance des individus en appliquant des méthodes d'apprentissage automatique aux signaux EEG ou en créant des indices à partir de ceux-ci. Les systèmes ont généralement été développés à partir de signaux enregistrés lors de sessions de conduite en simulateur. Dans tous ces systèmes, les pré-traitements principalement réalisés sont une gestion classique des artéfacts, une sélection de caractéristiques et/ou un passage dans l'espace des sources par ACP. Les caractéristiques et méthodes de traduction utilisées par ceux-ci sont détaillées dans le tableau 3.1. De manière générale, les caractéristiques de puissance dans des bandes de fréquence ou ratio de puissances sont celles les plus fréquemment utilisées. Toutefois, certains auteurs ont montré l'utilité des ondelettes et des modèles auto-régressifs pour l'estimation de la fatigue mentale, tandis que d'autres utilisent les potentiels évoqués et/ou fusionnent les mesures EEG avec des mesures périphériques. Parmi les paramètres importants variant d'un article à l'autre, nous avons la durée de la fenêtre d'analyse utilisée pour effectuer l'estimation, ainsi que l'utilisation ou non de caractéristiques de différents types provenant de modalités d'enregistrement différentes (e.g. ERP et activité cardiaque).

Les plus courtes fenêtres d'analyse du signal EEG utilisées dans la littérature pour l'estimation de la fatigue mentale sont d'1s, avec des performances de classification d'environ 85% en binaire à partir de mesures d'amplitude dans les bandes [121], ou allant respectivement de 48 à 67% pour du 5 ou 6 classes sur la base de mesures de spectres relatifs entre paires d'électrodes [16]. D'autres auteurs ont récemment utilisé le spectre entier de 1 à 30 Hz pour estimer la fatigue mentale lors d'une situation de conduite automobile [98]. Ils ont ainsi pu estimer la fatigue mentale en temps réel grâce à un système sans fil avec des électrodes sèches en occipital et en utilisant une régression à vecteurs de support sur des fenêtres de 2 s avec un coefficient de détermination moyen 0,93.

Laurent et collaborateurs [119] ont, quant à eux, étudié l'influence de la fusion de modalités d'enregistrement sur les performances de classification des états de fatigue mentale selon la durée des fenêtres d'analyse. Ces auteurs ont induit un état de fatigue mentale par l'augmentation du

TABLE 3.1 – Caractéristiques et méthodes de traduction employées pour estimer l'état de fatigue mentale d'un individu. * *Fusion de caractéristiques provenant de modalités d'enregistrement différentes*; RN : Réseau de neurones; AD : Analyse discriminante; Rég : Régression linéaire; Mean : Classification à partir des moyennes et/ou voisins; AR : Autorégressifs; Périph. suppl. : Mesures périphériques supplémentaires

Caractéristiques \ Traduction	SVM	RN	AD	Rég	Mean	Index (Sans décision)
Puissances ou ratios	[114, 115, 116, 117, 118][119]*	[120, 121]	[114, 122, 123, 124, 16]	[125, 126, 127, 98]	[128]	[129, 107, 100, 130, 131, 132, 133, 134]
ERPs	[118]					[103]
Ondelettes	[135, 118, 136]*	[137, 138, 139]	[136]*		[136]*	
Paramètres AR	[140]			[141]*	[127]	
Périph. suppl. (ECG, EOG)	[118, 136, 119]*		[136]*	[141]*	[136]*	[107]

temps passé sur une tâche combinant une reconnaissance de parité de chiffres et une reconnaissance du type de lettre (voyelle/consonne). Habituellement, comme ils le rapportent, les premiers blocs sont considérés comme correspondant à la classe "non-fatigué", tandis que les derniers sont attribués à la classe "fatigué". Ils remarquent toutefois que les performances comportementales des sujets varient non linéairement et proposent une autre forme d'étiquetage : ils attribuent l'étiquette "non-fatigué" à un bloc parmi les deux premiers, celui qui présente les meilleures performances, tandis que l'étiquette "fatigué" est attribuée au bloc parmi les trois derniers présentant les plus mauvaises performances. Afin de caractériser ces états de fatigue mentale, ils ont utilisé des mesures d'amplitude du signal filtré dans les bandes thêta, alpha et bêta, ainsi que des mesures de l'activité oculaire (nombre, amplitude, durée et intervalles des clignements) et de l'activité cardiaque (rythme cardiaque et variabilité cardiaque dans les domaines temporel et fréquentiel) sur des fenêtres allant de 4 à 30 secondes. Grâce à une classification par SVM, ils montrent que la fusion de modalités par concaténation leur permet d'obtenir de meilleures performances de classification par rapport à l'EEG seul, et ce, même en utilisant des fenêtres de 4 s. Pour 4 s, ils obtiennent en effet 80% de classification correcte en EEG, contre 86% grâce à la fusion. Et pour 30 s, ils obtiennent 94% avec l'EEG, et 97% avec la fusion. Toutefois, ils précisent que la fusion n'est pertinente qu'avec l'activité cardiaque, l'activité oculaire n'apportant pas de gain significatif en termes de bonnes classifications. De plus, ce gain ne serait présent que pour les fenêtres courtes (<12 s).

Les quelques systèmes commercialisés réalisant une estimation de la fatigue mentale sont les suivants :

- Système B-Alert (figure 3.5) : Développé par la compagnie américaine Advanced Brain Monitoring en 2000, le système B-Alert effectue une analyse discriminante quadratique sur des caractéristiques simples de puissance dans les bandes et sur des ratios de celles-ci. Il réalise aussi un appariement du sujet à un groupe de sujets ayant servi à l'apprentissage par une analyse de

la proximité de ses caractéristiques, ce qui permet de réduire la phase de calibration et d'obtenir un système sujet-indépendant [124].

- **Système SMART** (Sensor-based Mental Assessment in Real Time) : Développé par Lockheed Martin Advanced Technology Laboratories, le système SMART utilise comme caractéristiques la puissance dans différentes bandes. Le mode de classification n'est pas donné [142].
- **Système Qstates** : Développé par QUASAR (Quantum Applied Science and Research) conjointement avec le département de sécurité intérieure des USA, le système Qstates utilise une régression PLS. Les caractéristiques utilisées ne sont pas précisées [143].
- **Système Smartcap** : Développé par la compagnie australienne EDANSafe et commercialisé depuis 2011, le système SmartCap permet de surveiller l'état de fatigue de plusieurs opérateurs en parallèle [144]. Les opérateurs principalement visés sont les conducteurs de camions de chantier, ce qui constitue un challenge car le milieu d'enregistrement est très bruité. Les traitements réalisés et les caractéristiques utilisées ne sont pas précisés.



FIGURE 3.5 – Système B-Alert de la compagnie Advanced Brain Monitoring <http://advancedbrainmonitoring.com>

3.3 Charge mentale

3.3.1 Définition

La charge mentale se définit de différentes manières selon les auteurs, les champs disciplinaires et les applications. De manière générale, on considère que celle-ci reflète une difficulté de la tâche effectuée et l'effort mental associé à celle-ci par l'individu [145]. Elle dépend donc des capacités et de l'investissement de chacun [146]. Ainsi, ce terme de **charge mentale** est très général, et cette difficulté, ou charge, peut donc être caractérisée en termes de quantité de ressources cognitives engagées. Cet engagement de ressources pour répondre à une difficulté donnée peut ainsi correspondre notamment à :

- une augmentation de la charge en mémoire à court terme ou de travail pour une même tâche à réaliser (e.g. nombre d'items à garder en mémoire) ;
- une augmentation du nombre d'items ou tâches à réaliser en parallèle (attention divisée) ;
- la rapidité à laquelle doit être effectuée la tâche (i.e. stress dû à une pression temporelle).

N.B. : Attention, il ne faut pas confondre charge mentale et charge perceptive ("perceptual load"). En effet, cette dernière réfère à la quantité d'informations et à la saillance des stimuli présentés, et donc à la difficulté de porter pleinement son attention sur une cible donnée due au contexte perceptif [147].

3.3.2 Marqueurs comportementaux et électrophysiologiques

L'effet de cette charge mentale sur le comportement comme sur l'activité électroencéphalographique a été extensivement documenté dans la littérature. Grâce au paradigme classique de mémorisation d'items et de recherche en mémoire de Sternberg [148], il est montré que le temps de réaction des sujets augmente linéairement avec le nombre d'items à mémoriser [149, 150], comme représenté sur la figure 3.6. Il en est de même avec l'augmentation du nombre de tâches à traiter en parallèle [146].

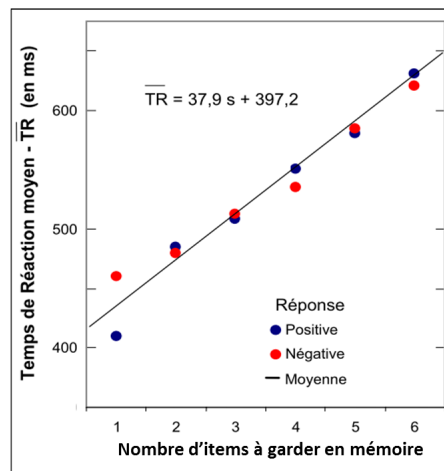


FIGURE 3.6 – Temps de réaction en fonction du nombre d'items en mémoire : Résultats du paradigme de Sternberg. D'après [151].

Sur le plan électrophysiologique, plusieurs études montrent une modulation de la puissance spectrale de certaines bandes de fréquence avec le niveau de charge mentale. Ainsi, lors de l'augmentation de la charge mentale, une diminution de la puissance spectrale en alpha (8-14 Hz) en centro-pariétal (e.g. Pz) est observée conjointement à une augmentation de la puissance en thêta (4-8 Hz), voire delta (0-4 Hz), en centro-frontal (e.g. Fz) [152, 153, 154, 150, 155, 156, 157] (figure 3.7 ; pour une revue en situation de conduite voir [101]). Dans le cas de la charge en mémoire, Boonstra et collaborateurs ont constaté une diminution de l'activité thêta et alpha au niveau antérieur quelle que soit l'étape de la tâche (encodage, rétention et rappel). Dans la partie postérieure, les auteurs ont en revanche constaté, pour le thêta, une diminution lors de la rétention et une augmentation lors de l'encodage, et pour l'alpha une diminution pour la rétention et le rappel [158]. Plusieurs études montrent également des variations dans la bande de fréquence gamma avec la difficulté de la tâche et le niveau de charge mentale des individus [159, 160, 16, 161]. De ces variations a découlé la création de plusieurs indices, comme par exemple le ratio de l'activité fronto-centrale en thêta et de l'activité pariétale en alpha (θ_{Fz}/α_{Pz}) [162, 155].

Concernant les études en potentiels évoqués (PE), celles-ci ont principalement été menées en utilisant des tâches concurrentes - ou secondaires - à la tâche principale (ou primaire) manipulant la charge mentale. Ces tâches secondaires n'ont rien à voir avec la tâche principale et consistent à détecter, compter voire même ignorer des cibles apparaissant au cours de la tâche principale. Ces cibles, appelées **sondes** ("probes"), sont dites "indépendantes de la tâche" ou "non pertinentes" ("irrelevant"). L'utilisation de telles sondes afin d'estimer un état mental se base sur les hypothèses suivantes, à savoir que 1) les ressources disponibles à un instant donné sont limitées, 2) les ressources résiduelles qui peuvent être allouées aux tâches secondaires ou aux sondes ignorées sont réduites si davantage de ressources sont allouées à la tâche primaire,

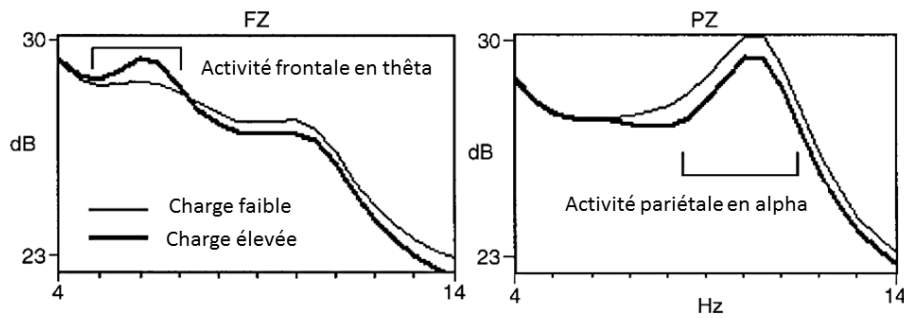


FIGURE 3.7 – Effet de la charge en mémoire de travail sur l'activité EEG fréquentielle. D'après [153].

et enfin 3) que l'amplitude des ERPs élicités par ces sondes devrait diminuer avec la diminution des ressources attentionnelles disponibles pour celles-ci.

Les résultats présentés par la littérature concernant les ERPs de ces sondes sont les suivants. Tout d'abord, l'amplitude de la composante P300 des cibles mesurée au niveau des électrodes centro-pariétales serait un indice fiable de l'allocation de ressources en mémoire de travail [163, 164]. La majorité des études montre ainsi une diminution d'amplitude de la P300 avec l'augmentation de charge mentale [165, 163, 166, 150, 167, 168, 155], notamment lors de l'étape de rappel de tâches de mémoire [158]. À noter que Wilson et collaborateurs ont montré que l'amplitude de la P300 peut augmenter avec la charge, lorsque les essais de charge différentes sont aléatorisés et non présentés par bloc [169]. D'autres composantes tardives sont modulées par la charge de travail. C'est le cas de la composante tardive négative faisant parallèle à la P300 et de la LPP dans les régions pariétales. Avec l'augmentation de la difficulté de la tâche ou de la charge, la composante négative verrait son amplitude augmenter [158], tandis que celle de la LPP diminuerait [150, 170, 171].

Ensuite, outre ces composantes tardives, quelques auteurs mettent aussi en évidence une modulation de composantes neuronales plus précoces avec la charge mentale : il s'agit des composantes N1, P1, N2 et P2. L'amplitude des composantes N1, N2 et P2 diminuerait avec l'augmentation de la charge [172, 150, 173, 170, 158] (figure 3.8), tandis que celle de la P1 augmenterait, dans le cas spécifique de l'encodage et de la rétention de tâches de mémoire [158]. Il faut toutefois noter que la diminution d'amplitude de la composante N1 n'a été mise en évidence qu'entre un niveau de charge élevée versus un état de repos, à l'aide de sondes auditives indépendantes de la tâche et ignorées [174].

De plus, quelques articles rapportent des modulations inverses pour certaines composantes. Ainsi, en utilisant un paradigme dit de simple stimulation ("single stimulus"), c'est-à-dire un oddball dans lequel les distracteurs sont remplacés par du silence, Allison et Polich montrent l'utilité des sondes indépendantes de la tâche et ignorées pour évaluer la charge dans un contexte immersif de type jeux vidéo [173]. Cependant, les diminutions d'amplitude avec la charge sont uniquement significatives entre un état de charge élevée et un état de repos. Celles observées entre des états intermédiaires sont plus floues, car les auteurs rapportent une augmentation des composantes P2, N2 et P3 entre un état de charge faible et un état de charge moyen. De la même manière, Kim et collaborateurs ont montré une augmentation de la P2 avec la difficulté de la tâche [167].

Il faut noter que les modulations électro-physiologiques en fonction de la charge ont été déterminées en utilisant des tâches variées qui jouent sur des processus allant de la mémoire à court

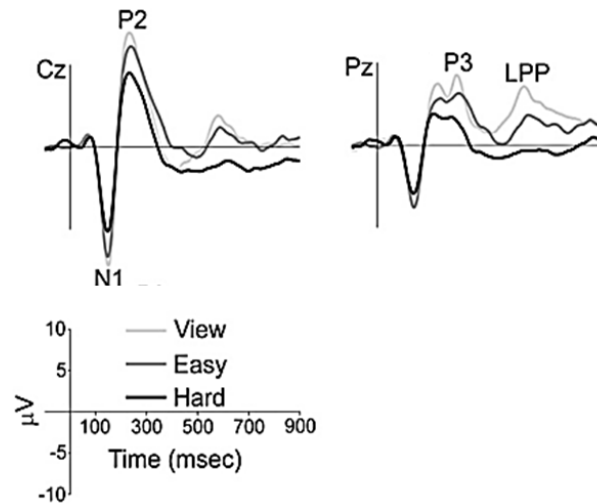


FIGURE 3.8 – Influence de la difficulté d’un jeu vidéo sur les potentiels évoqués par une stimulation sonore. D’après [170].

terme ou de travail (i.e. rappel, Sternberg, n-back) [153, 163, 154, 150, 16]), à l’attention divisée (nombre d’items ou de tâches à réaliser en parallèle) [163, 173, 155], en passant par des tâches réalisées sous pression temporelle, et/ou des tâches plus écologiques comme la lecture [166], le calcul mental [16], les jeux vidéos [170, 173], ou le pilotage en simulateur de vol [165, 160]. À notre connaissance, seuls Berka et collaborateurs [16] ont tenté de déterminer des corrélats électro-physiologiques du niveau de charge indépendants de la tâche réalisée dans le cadre d’une même expérience, et ce, à partir d’une seule caractéristique, la puissance dans les bandes de fréquence classiques en EEG. Néanmoins, ils ont utilisé des tâches ne faisant appel qu’à deux types de processus différents, à savoir la mémoire de travail, et les fonctions exécutives recrutées lors du calcul mental.

L’étude de Deeny et collaborateurs montre l’intérêt d’utiliser les potentiels évoqués pour sonder la charge des sujets dans le cadre d’une application d’ICM active [175]. En effet, par l’utilisation de sondes indépendantes de la tâche ils montrent une diminution des composantes P2, P3 et de la LPP de ces sondes lors d’une utilisation d’un mode de contrôle de prothèse jugé plus difficile qu’un second mode de contrôle. De la même manière, Käthner et collaborateurs montrent une diminution de la P300 avec l’augmentation de la charge (par le biais de perturbations dichotiques) lors de l’utilisation d’un BCI actif de type P300 speller [97].

Enfin, il est intéressant de noter que ces modifications cérébrales s’accompagnent de modifications périphériques. Certains auteurs rapportent que la fréquence des clignements diminue avec l’augmentation de la charge [176, 83], tandis que d’autres montrent que celle-ci augmente avec la difficulté de la tâche [177]. De plus, la durée des clignements diminuerait avec l’augmentation de la charge [83]. Les modulations de charge mentale ont aussi des conséquences sur le rythme et la variabilité cardiaque. Ainsi, la complexité de la tâche augmente le rythme cardiaque des sujets [107, 83, 111, 112, 178, 179, 180]. Les variations de charge mentale jouent également sur la variabilité cardiaque des individus [181, 182]. En effet, dans le domaine temporel, cette variabilité est accrue avec l’augmentation de charge [183]. Dans le domaine fréquentiel, l’augmentation de charge diminue la puissance de la composante HF de cette variabilité [111, 112, 108, 184], et, selon les auteurs, diminue [111] ou augmente la puissance de sa composante BF [111, 112].

TABLE 3.2 – Caractéristiques et méthodes de traduction employées pour estimer l'état de charge mentale d'un individu. */† Fusion de caractéristiques provenant respectivement de modalités d'enregistrement différentes ou bien de la même modalité (EEG) ; RN : Réseau de neurones ; AD : Analyse discriminante ; Rég : Régression linéaire ; Mean : Classification à partir des moyennes et/ou voisins ; AR : Autorégressifs ; Synchronie : Mesures de cohérence et de corrélation de phase ou de puissance entre les électrodes ; Périph. supp. : Mesures périphériques supplémentaires

Caractéristiques \ Traduction	SVM	RN	AD	Rég	Bayes	Index (Sans décision)
Puissances ou ratios	[185]† [186]*† [13]* [42, 187, 188, 189, 190]	[191, 187] [192, 193, 194]* [186]*†	[195, 196, 51, 16, 197] [198, 186]*†	[199, 200, 201] [202]*	[203]† [204]	[157, 155, 134, 205, 112, 142][206]†
ERPs	[185]†					[173]
Ondelettes	[188]		[196] [198]*†			
"Waveform length"	[186]*†	[186]*†	[186]*†			
Paramètres AR	[207]					
Synchronie	[188]			[208]	[203]†	[209]
Périph. supp. (ECG, EOG)	[13]* [186]*†	[192, 194, 193]* [186]*†	[198, 186]*†	[202]*		[112]

3.3.3 Systèmes de reconnaissance

L'estimation automatique du niveau de charge mentale des individus est un thème de recherche qui a été développé par plusieurs équipes grâce à des méthodes d'apprentissage automatique appliquées aux signaux EEG, ou en créant des indices à partir de ceux-ci. Dans tous ces systèmes, les pré-traitements réalisés sont principalement une sélection de caractéristiques, avec parfois une utilisation de filtres spatiaux de type CSP. Les caractéristiques et méthodes de traduction utilisées par ceux-ci sont détaillées dans le tableau 3.2, avec comme pour l'estimation de la fatigue, une prédominance des mesures de puissance ou ratios de puissances dans la littérature. On retrouve aussi des mesures d'ERPs, d'ondelettes, de paramètres auto-régressifs et des mesures périphériques avec aussi fusion de caractéristiques provenant de la même modalité d'enregistrement (e.g. puissance dans une bande de fréquence et ERP), ou d'une modalité différente (e.g. ERP et activité cardiaque). On note aussi que certains auteurs effectuent l'estimation de charge à partir de mesures de synchronie.

Parmi ces systèmes, il faut noter les **systèmes adaptatifs**. Ceux-ci correspondent à des systèmes qui, une fois un niveau élevé de charge détecté, vont moduler leur fonctionnement afin de provoquer en retour une réduction de la charge mentale de la personne, évaluée cette fois-ci encore via le système. Par exemple, Wilson et collaborateurs désactivent automatiquement une sous-tâche de la MATB (Multi-Attribute Task Battery) lorsqu'un niveau de charge élevé est détecté [210]. De la même manière, Kohlmorgen et collaborateurs désactivent leur tâche distractive lorsqu'un niveau élevé de charge est détecté dans le cadre de leur tâche principale de conduite automobile [211]. De la même manière, Chen et Vertegaal modifient le type de notification d'un appel téléphonique [7], et Wilson et Russel réduisent automatiquement la vitesse de conduite

[212].

Concernant les **fenêtres d'analyse** du signal EEG, à notre connaissance, les fenêtres les plus courtes rapportées par la littérature sont d'une seconde [12, 42, 197]. Pour la première étude, aucune performance de classification n'est donnée car l'index basé sur des mesures de puissance sert à adapter en temps réel un système haptique [12]. En revanche, pour la deuxième, Heger et collaborateurs ont obtenu des performances de classification binaire supérieures à 80% [42]. Toutefois, ils utilisent comme état de charge faible un état de relaxation, ce que nous considérons dans nos travaux comme différent d'un état de charge mentale donné. De la même manière, Dijksterhuis et collaborateurs dépassent les 80% de bonnes classifications en utilisant des fenêtres d'1 s et en appliquant une CSP et une LDA sur le signal filtré dans la bande bêta, et dépassent même les 90% avec la bande gamma [197]. Cependant, ils reconnaissent que leurs résultats sont fortement biaisés par une activité motrice importante liée à leur tâche de conduite en simulateur. En effet, la manipulation de la difficulté de ce type de tâche est généralement effectuée par le biais d'une augmentation de la vitesse de conduite, ce qui entraîne une augmentation des mouvements oculaires et manuels générant du bruit dans les données. Leurs résultats sont donc à prendre en considération avec précaution, tout en notant que la bande bêta et le filtrage spatial présentent un intérêt certain pour estimer la charge. Enfin, Grimes et collaborateurs ont obtenu des performances de classification d'environ 65% en binaire, 42% pour trois classes, et 30% pour quatre classes, avec différentes caractéristiques EEG telles que des mesures et des ratios de puissance, et des mesures de cohérence sur une fenêtre d'analyse de 2 s [203].

Concernant la **fusion de caractéristiques EEG**, Brouwer et collaborateurs [185] ont montré que l'utilisation conjointe des potentiels évoqués et de la puissance dans les bandes alpha et thêta permet, pour une tâche de reconnaissance de chiffres ("n-back"), d'obtenir de meilleures performances pour une classification binaire par SVM, et ce, en utilisant des fenêtres d'analyse courtes allant jusqu'à 2,5 s au minimum. En effet, pour 2,5 s, l'utilisation d'ERPs ou de puissances seules donne une performance de 64%, tandis qu'elle monte à 68% en les fusionnant. Cet avantage disparaît pour des fenêtres plus longues. Ainsi, pour des fenêtres de 60 s les performances sont d'environ 82%, que l'on utilise les caractéristiques seules ou fusionnées. Ces auteurs montrent donc qu'afin de réaliser des systèmes de reconnaissance rapides, l'utilisation de la fusion de modalités est très avantageuse. Enfin, concernant la **fusion de caractéristiques provenant de modalités d'enregistrement différentes**, Kilseop et collaborateurs [202] ont étudié la création d'index à partir de suppression en alpha, d'intervalles des clignements oculaires et de variabilité cardiaque. Ils combinent ces caractéristiques par deux ou trois en utilisant des valeurs normalisées ou bien en effectuant une régression. Ils n'effectuent pas de classification, mais montrent l'intérêt de prendre en compte ces différentes caractéristiques sur des fenêtres assez longues de 7 minutes, n'obtenant toutefois que des corrélations supérieures à 60% avec un questionnaire de ressenti de charge mentale, la NASA-TLX.

Putze et Schultz précisent l'utilité de développer des systèmes dits **sujets-indépendants** pour des applications vie courante [17]. Ces systèmes sont généralement réalisés en combinant les données d'un grand nombre de sujets pour la base d'entraînement, comme dans le travail de Jarvis et collaborateurs qui utilisent une base de données de 152 sujets [198]. Toutefois, ils n'obtiennent qu'une estimation supérieure à 60%. Heger et collaborateurs parviennent eux à 72% en sujet-indépendant, pour seulement 5 sujets, avec 1 s de fenêtre d'analyse en utilisant une chaîne incluant ACP et SVM sur la puissance dans les bandes de fréquence classiques [42]. Enfin, Wang et collaborateurs obtiennent à notre connaissance les meilleures performances avec leur classifieur bayésien hiérarchique appliqué sur la puissance dans les bandes classiques. Ils obtiennent 80% avec 8 sujets, en prenant toutefois une fenêtre d'analyse très longue de 40 s [204].

Enfin, toutes les études présentent généralement une estimation avec calibration et test dans

le même **contexte expérimental**. Or, Mühl et collaborateurs ont mis en évidence un effet de ce contexte expérimental sur l'estimation de la charge mentale en testant l'influence d'un stress social lors de la réalisation d'une tâche de mémoire de type n-back [213]. Pour ce faire, ils ont utilisé une chaîne avec CSP et shrinkage LDA sur une fenêtre de 2 s et plusieurs bandes de fréquence. Ils montrent que le changement de contexte dégrade les performances de leur chaîne, lorsque celle-ci est basée sur des marqueurs spectraux, ou bien des potentiels évoqués (effet plus fort pour ceux-ci), et même lorsqu'ils fusionnent les deux. Toutefois, ils montrent qu'entraîner leur chaîne sur des essais des deux contextes (avec et sans stress social) leur permet d'être robuste à cet effet (leur performance passe d'environ 73% à 77%). Les auteurs précisent qu'un effet du temps passé sur la tâche pourrait altérer partiellement leurs résultats. De la même manière, le contexte expérimental peut correspondre à la tâche réalisée. Baldwin & Perananda [191] ont récemment proposé un système permettant de classer le niveau de charge d'une tâche de mémoire lorsque le système est entraîné à reconnaître les niveaux de charge sur une autre tâche, de mémoire elle aussi. C'est donc une **estimation indépendante de la tâche**, mais pour une catégorie de tâche donnée, jouant sur les ressources allouées en mémoire, qui plus est mémoire visuelle uniquement. Enfin, récemment Ke et collaborateurs ont obtenu 74% de corrélation entre la charge et leurs marqueurs physiologiques (7 bandes de fréquence, fenêtre de 2 s) en entraînant leur chaîne sur une tâche de mémoire et en la testant sur la MATB [206]. Ils montrent donc l'intérêt de la fusion intra-modalité pour effectuer une estimation de la charge robuste au type de tâche.

Les systèmes B-Alert, SMART et Qstates présentés précédemment pour la fatigue mentale permettent aussi une classification des niveaux de charge mentale. Le système B-Alert, développé par la compagnie américaine Advanced Brain Monitoring en 2000 [124], a notamment été utilisé dans ce but par [214, 215, 189]. C'est le cas également du système SMART (Sensor-based Mental Assessment in Real Time), développé par Lockheed Martin Advanced Technology Laboratories et utilisé par [142, 216], et le système Qstates développé par QUASAR (Quantum Applied Science and Research) [143] par [217, 218]. Aucun descriptif de ces systèmes ne fait mention d'une gestion des interactions entre les états de fatigue et de charge mentales. Enfin, il faut noter que Schultze-Kraft et collaborateurs [51] et George et collaborateurs [12] utilisent comme caractéristiques le signal filtré dans les bandes, leur appliquent une CSP, puis effectuent une étape de LDA (avec "shrinkage" des matrices de covariance pour Schultze-Kraft et collaborateurs).

3.4 Attention sélective

3.4.1 Définition

L'attention sélective est la capacité à **détecter et sélectionner spécifiquement** un item cible pertinent pour la tâche (à des fins de traitement approfondi) et à ignorer les items distracteurs [219], et ce, lorsque tous ces items sont présentés simultanément ou séquentiellement. Ainsi, cette fonction cognitive fait référence à la capacité de chacun à analyser sélectivement certains éléments de son environnement par rapport aux autres, et selon la tâche qu'il souhaite réaliser. Lorsque les cibles et les distracteurs sont présentés simultanément, on parle d'attention spatiale, tandis que lorsqu'ils sont présentés séquentiellement, on parle d'attention temporelle [220]. Cette capacité d'attention sélective à des événements d'importance élevée requérant une action spécifique peut être primordiale en milieu écologique, par exemple en situation de surveillance de systèmes pour un opérateur de centrale nucléaire, pour un contrôleur aérien [164], ou encore en situation de conduite automobile ou de pilotage aérien ou spatial, plus ou moins exigeante et de longue durée. Il nous a donc paru important d'intégrer cet aspect dans notre étude. Nous avons décidé dans ce travail de thèse de nous intéresser à l'**attention sélective temporelle**, qui permet de s'affranchir des difficultés d'implémentation liées aux interférences motrices inhérentes aux tâches visuo-spatiales. L'orientation attentionnelle dans le temps serait sous-tendue par les aires fronto-pariétales gauches, avec une prédominance frontale pour l'orientation endogène, et

une prédominance des cortex sensoriels pour l'orientation exogène [221].

3.4.2 Marqueurs électrophysiologiques

Une tâche classiquement utilisée pour étudier l'attention sélective est la **tâche d'oddball**. Cette tâche consiste à détecter un item cible, en général rare (présent dans 10 à 20% des essais), parmi une séquence d'items distracteurs fréquents (80 à 90% des essais) [222, 223, 224, 163]. Selon les études, les sujets doivent compter les items cibles rares, ou bien effectuer une réponse spécifique pour ceux-ci (ex : réponse bouton uniquement pour les cibles, ou bien boutons différents selon les items). Dans ce type de tâche, l'attention sélective s'accompagne d'un effet de probabilité d'occurrence d'un item. Le résultat classiquement observé pour cette tâche est une amplitude et une latence plus importantes pour la composante P3b des cibles que pour celle des distracteurs en pariéto-central et occipital, avec une différence d'amplitude qui augmente avec la rareté de la cible [219, 225, 226, 227, 224, 228, 150, 164, 229] (figure 3.9). C'est pourquoi cette composante est aussi très étudiée dans le cadre des ICMS actives, plus particulièrement pour le paradigme du P300 speller [10]. Une sous-composante P3a maximale en fronto-central apparaît rarement dans les tâches d'oddball, celle-ci survient toutefois pour des stimuli nouveaux et/ou indépendants de la tâche [228, 230]. D'autres composantes neuronales plus précoces sont aussi modifiées par cette attention sélective pour un type d'items, avec, par exemple, une amplitude de la composante N1 plus importante pour les items cibles que pour les items distracteurs au niveau du vertex en audition [219], et au niveau des électrodes pariétales en vision [99]. Un pattern similaire est aussi observé pour la composante N2b maximale au niveau des sites centraux [28, 231, 84], de même que pour la composante N2c qui présente une distribution postérieure pour les stimuli visuels (pour une revue voir [232]). A notre connaissance, une seule étude rapporte un effet de l'attention sélective temporelle sur la composante précoce P2 et la composante tardive N400 élicitées par des stimuli non-verbaux ayant un sens dans un paradigme d'oddball. Ainsi, Kaplan et Levichkina ont montré que la composante P2 est plus ample pour les cibles que pour les distracteurs [233]. Ils ont aussi mis en évidence la présence d'une composante N400 aux sites occipitaux, pariétaux et centraux pour les cibles rares uniquement.

Concernant les marqueurs EEG fréquentiels, le traitement des items rares et fréquents se différencie au niveau de l'activité évoquée dans les bandes delta, thêta et alpha en fronto-central et pariéto-central, avec une prolongation de cette activité dans le cas des items rares [227, 234, 235, 236].

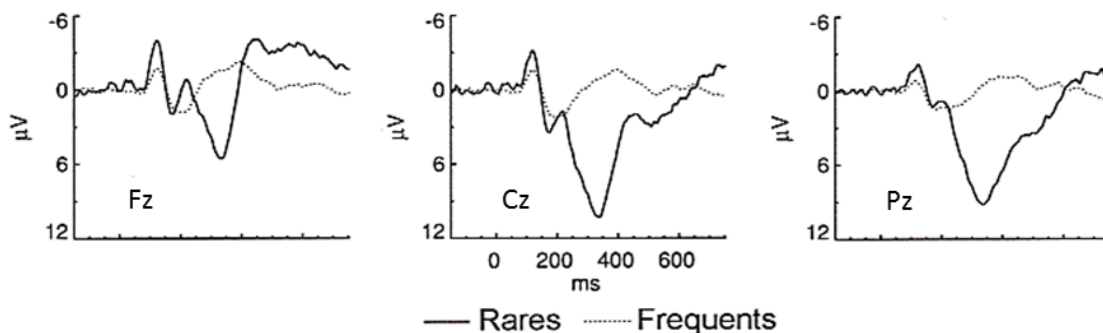


FIGURE 3.9 – Potentiels évoqués par les cibles (items rares) et les distracteurs (items fréquents) dans un paradigme d'oddball classique. D'après [237].

3.4.3 Systèmes de reconnaissance

Outre les applications d'ICM actives, quelques études ont détaillé des systèmes de monitoring basés sur une batterie de tests incluant une tâche d'attention sélective de type oddball [238, 155, 204, 186], dont la fameuse MATB ("Multi-Attribute Test Battery", figure 3.10, [239]). Cependant, ces études n'utilisent cette tâche que comme indice pour des mesures de charge mentale et n'effectuent pas de mesure du niveau d'attention sélective. Récemment, quelques auteurs ont étudié l'estimation de l'orientation spatiale de l'attention sélective à partir d'ERPs, avec toutefois toujours une application ICM active [240, 241]. En outre, aucune étude ne semble avoir été effectuée concernant l'estimation de l'attention sélective temporelle.

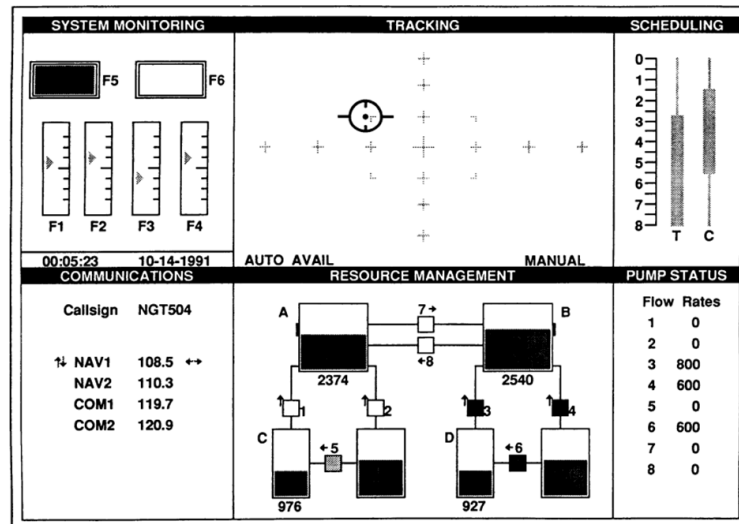


FIGURE 3.10 – Batterie de tests MATB incluant une tâche "system monitoring" attendant des réponses sélectives. D'après [239].

3.5 Interactions entre états mentaux

Dans le cadre d'expérimentations en laboratoire, il est possible de contrôler un maximum de facteurs afin de manipuler une seule variable, par exemple la charge en mémoire de travail. Toutefois, dans la vie réelle, cette situation n'arrive jamais, et à un instant donné, la personne est sujette à l'influence de multiples facteurs et présente donc une conjonction de plusieurs états mentaux. Il est donc intéressant d'établir dans quelle mesure la littérature décrit les interactions entre nos états mentaux d'intérêt -la fatigue, la charge mentale et l'attention sélective- au niveau des performances comportementales, des marqueurs physiologiques, voire même des systèmes de reconnaissance.

3.5.1 Interaction charge / fatigue mentale

Sur le plan comportemental, l'état de fatigue n'influencerait pas la charge ressentie [93]. Et pour certains auteurs, une charge élevée en mémoire limiterait la dégradation des performances due à une baisse de vigilance [242]. Toutefois, pour d'autres auteurs, celle-ci l'accentuerait [243].

Sur le plan électro-physiologique, à notre connaissance, une seule étude semble avoir été menée en potentiels évoqués, mais celle-ci ne rapporte pas d'interaction significative entre la difficulté de la tâche (et charge associée) et le temps passé sur celle-ci [244]. Concernant l'activité EEG dans le domaine fréquentiel, Tanaka et collaborateurs [113] ont mis en évidence que des modulations de

puissance dans les différentes bandes de fréquence avec la durée de la tâche n'apparaîtraient qu'en cas de charge en mémoire et non pas lorsque la charge est nulle, même si le sujet rapporte ressentir une fatigue mentale importante (attestée par des performances comportementales dégradées). Ces auteurs ont aussi rapporté le même effet d'interaction sur la variabilité cardiaque, avec une augmentation du ratio LF/HF avec l'augmentation de la fatigue mentale uniquement dans le cas d'une charge en mémoire. Fairclough et collaborateurs ont montré qu'en début d'expérience il y aurait une augmentation de la puissance de la partie haute de la composante LF de la variabilité cardiaque avec le temps passé sur la tâche et une diminution de celle-ci avec la charge [111]. Tandis qu'après une heure d'expérience, le pattern inverse serait observé, à savoir une augmentation avec la charge. On peut postuler que les effets de la première partie d'expérience reflèteraient un apprentissage, tandis que ceux de la fin d'expérience reflèteraient une fatigue mentale grandissante.

3.5.2 Interaction charge mentale / attention sélective

Contrairement à l'interaction fatigue et charge mentale, celle entre charge en mémoire et attention sélective a déjà été beaucoup étudiée mais la plupart des études manquent encore de consensus. En effet, pour certains auteurs, plus la charge est élevée, plus les sujets sont lents pour répondre et font des erreurs en prenant des distracteurs pour des cibles [245, 150, 243]. Cela s'expliquerait par un contrôle cognitif moins précis en charge élevée en faveur des distracteurs [246], avec une réduction des ressources cognitives allouables à la détection des cibles [247]. Des études en IRMf confortent cette atténuation de l'inhibition de traitement des items distracteurs avec une activité plus importante pour ces derniers dans les régions spécifiques à leur encodage quand la charge en mémoire est élevée [248, 249]. En revanche, d'autres auteurs observent une amélioration de la détection des cibles attendues [250], ou de celles inattendues [251] en situation de charge élevée, avec pour explication un étalement de la fenêtre attentionnelle [252].

Concernant les corrélats électro-physiologiques de cette interaction, plusieurs études utilisant des tâches de type oddball en tâche secondaire montrent une réduction de l'amplitude des composantes neuronales précoces (P1, N1 et P2) comme tardives (P300) avec l'augmentation de la charge [167, 245, 253, 254] ou de la difficulté de la tâche [170] pour les cibles comme pour les distracteurs. De plus, la diminution d'amplitude de la composante P300 tend vers une atténuation de la différence entre cible et distracteur [150]. Toutefois, il faut noter qu'une étude rapporte une augmentation d'amplitude de la composante P2 avec la charge [167], et une autre étude rapporte que les composantes N2 et P3a seraient plus amples lorsque la difficulté de la tâche augmente [255]. Enfin, aucune étude ne rapporte d'éventuelle modulation de l'activité EEG fréquentielle en lien avec l'interaction charge mentale/attention sélective.

3.5.3 Interaction fatigue mentale / attention sélective

Pour rappel, le paradigme typiquement utilisé pour mettre en évidence l'attention sélective est le paradigme d'oddball. Or, dans le cadre d'un paradigme oddball, comme dans des tâches d'attention visuo-spatiale, les temps de réaction des sujets augmentent avec le temps passé sur la tâche et la fatigue mentale qui en résulte [84], et ce, tant pour les cibles que pour les distracteurs [103], avec toutefois une dégradation plus importante pour les cibles [92]. Les performances de détection correcte des cibles parmi les distracteurs diminuent aussi progressivement [243, 84].

Cette chute des performances avec l'augmentation du temps passé sur la tâche (TPT) s'accompagne de plusieurs modulations de composantes ERPs [102, 103, 84, 79, 91, 99]. Dans les tâches de détection, l'amplitude de la composante tardive P300 diminue avec l'augmentation du TPT pour les cibles comme pour les distracteurs, ce qui suggère une réduction non-spécifique de traitement cognitif et attentionnel [256, 257, 258, 103]. De plus, la différence d'amplitude

de la composante N2b entre les cibles et les distracteurs diminuerait également avec le temps passé sur la tâche. Cette atténuation de la différence viendrait d'une augmentation progressive de l'amplitude de la N2b uniquement pour les items distracteurs [84]. Ceci pourrait refléter un désengagement de ressources cognitives allouées à la tâche, similaire à celui observé lors de l'augmentation de la charge en mémoire, avec pour effet une plus grande sensibilité aux distracteurs. Enfin, les tâches d'attention, sélective ou non, impliqueraient les cortex frontal et pariétal droits, lesquels se désactiveraient progressivement avec l'augmentation du temps passé sur la tâche. Cette désactivation serait toutefois moins importante dans le cas d'une tâche d'attention sélective par rapport à une tâche non sélective [85]. Enfin, l'attention portée aux événements extérieurs lors d'une situation de conduite est réduite avec l'augmentation du temps passé sur la tâche, ce qui est caractérisé par une diminution des clignements et de l'activité oculaire en général dirigée vers ces événements [90].

3.5.4 Interaction double

Bien que quelques études aient été menées concernant l'interaction de la charge mentale et la durée de la tâche, aucune étude à notre connaissance ne semble avoir été effectuée concernant l'interaction entre fatigue mentale, attention sélective et charge mentale, aussi bien au niveau comportemental qu'au niveau électrophysiologique. Or, il paraît pertinent de chercher à mieux comprendre les conséquences de cette interaction entre ces trois états mentaux, et de chercher à les caractériser au niveau physiologique afin de pouvoir les estimer en temps réel.

3.6 Axes de recherche

Suite à cet état de l'art concernant les ICMs passives, et plus particulièrement l'estimation de la charge mentale, de la fatigue mentale et de l'attention sélective, les axes de recherche proposés pour ce travail de thèse sont détaillés ci-après. Ils visent à répondre à différents manques mis au jour dans la littérature concernant les marqueurs électrophysiologiques de nos états mentaux d'intérêt, ainsi que les chaînes de traitement pour estimer la charge et la fatigue mentale.

3.6.1 Marqueurs électrophysiologiques

Du fait de la relation difficile à établir entre état mental et mesure physiologique, il est nécessaire d'évaluer avec précision les modulations de marqueurs classiques de la littérature pour des états mentaux d'intérêt qui peuvent se trouver en conjonction dans les situations de la vie courante. Les marqueurs de fatigue mentale sont très bien documentés. Toutefois, ces marqueurs ont le plus souvent été identifiés à l'aide de tâches induisant un degré avancé de fatigue proche d'un état de somnolence, et en comparant seulement cet état avancé de fatigue/somnolence à un état non fatigué. Peu d'études à notre connaissance ont évalué les marqueurs de fatigue intermédiaires au cours du temps passé sur la tâche. Il serait donc nécessaire d'évaluer des marqueurs classiques de la fatigue mentale chez des sujets qui ne basculeraient pas dans la somnolence, ainsi que de valider l'utilité des mesures EEG, EOG et de ECG pour caractériser cet état de fatigue. Les marqueurs de charge mentale, quant à eux, ont principalement été définis en utilisant des tâches opposant seulement deux états, un état de relaxation versus un état de charge élevée, ce qui, à notre sens, n'est pas représentatif d'une situation réelle. Par ailleurs, à notre connaissance, peu de recherches ont été menées sur l'évolution de ces marqueurs avec la fatigue au cours du temps passé sur la tâche. Enfin, notons que la notion de charge mentale est moins consensuelle que celle de fatigue mentale. En effet, la charge mentale peut être modulée par une variété de tâches, chacune pouvant manipuler différents processus cognitifs. Cette diversité de tâches conduit à un manque de clarté et de consensus dans la littérature sur les marqueurs de charge mentale. Peu d'études ont tenté de trouver des marqueurs de charge indépendants de la tâche. Il paraît donc nécessaire de valider les modulations classiquement rapportées concernant

les marqueurs spectraux, et de clarifier les modulations des ERPs qui ne font pas consensus dans la littérature, et ce, pour des niveaux de charge plus représentatifs d'une activité réelle (celle d'un opérateur par exemple). De plus, il semble primordial d'évaluer leur stabilité au cours du temps passé sur la tâche et entre diverses tâches manipulant la charge mentale. Enfin, outre l'étude des marqueurs de fatigue et de charge mentales, l'étude des marqueurs d'attention sélective temporelle est aussi pertinente pour des applications de type ICM passives, notamment pour évaluer la prise en compte d'éléments critiques dans des scénarii de détection, par exemple à la douane ou pour les interfaces des contrôleurs aériens. Or, bien que ces marqueurs soient connus, leur modulation par les états de fatigue et de charge mentale, et a fortiori par l'action conjointe de celles-ci, n'est pas ou peu documentée.

3.6.2 Chaînes de traitement

Au sujet des chaînes de traitement développées pour l'estimation de la fatigue comme de la charge mentale, il existe de nombreux articles testant l'influence du type de classifieur utilisé, mais les prétraitements sont généralement peu étudiés. De plus, les fenêtres d'analyse permettant d'obtenir de bonnes performances de classification sont généralement longues. Or, il paraît nécessaire d'évaluer la faisabilité d'effectuer cette estimation en utilisant une fenêtre d'analyse très courte pour avoir un système réactif. Pour ce faire, il faudrait donc déterminer l'intérêt de la fusion intra-modalité EEG, ainsi que l'utilité d'étapes de filtrage spatial et de sélection d'électrodes. L'intérêt des marqueurs d'activités électrophysiologiques périphériques est aussi à évaluer.

Concernant plus spécifiquement la charge mentale, de nombreuses études ne présentent des performances de classification qu'entre un état de relaxation et un état de charge élevée. Ces systèmes ne mesurent donc pas un niveau de charge mentale, mais plutôt le fait d'effectuer ou non une tâche. Une mesure plus subtile du niveau de charge paraît nécessaire pour les applications d'ICM passives. En outre, la littérature présente des résultats obtenus avec des tâches générant potentiellement beaucoup de données artéfactuelles liées à une activité visuo-motrice importante. Comme le recommandent Gerjets et collaborateurs, il paraît donc nécessaire de chercher à développer des chaînes de traitement à partir de tâches bien contrôlées, de type laboratoire, en contrôlant et réduisant l'activité motrice des sujets car le classifieur pourrait se baser sur ces corrélats plutôt que sur des corrélats perceptuo-cognitifs [259]. Par exemple, pour la détermination de marqueurs de la charge mentale, il serait préférable d'éviter des tâches de mémoire visuo-spatiale, car celles-ci impliquent potentiellement des patterns de mouvements oculaires variés. Enfin, l'estimation de la charge mentale est a priori plus sujette à des phénomènes de non-stationnarité dans les données que l'estimation de la fatigue. Bien que la stabilité des performances des chaînes de traitement à travers les sujets et selon le contexte ait été récemment documentée, la stabilité des performances dans le temps n'est à notre connaissance pas documentée, et la stabilité des performances quelle que soit la tâche commence tout juste à être étudiée, avec peu de résultats et des études ne prenant en compte qu'un seul type de tâche (e.g. charge en mémoire). Or, Gerjets et collaborateurs précisent bien dans leurs recommandations qu'il faudrait entraîner le classifieur à partir de données de tâches de mémoire variées, faisant appel à des fonctions exécutives différentes (e.g. inhibition, shifting, updating) et des modes de représentation différents (e.g. lettres, chiffres, mots).

3.6.3 Objectifs du travail de thèse

Afin de répondre aux manques de la littérature que nous avons identifiés, le but de ce travail de thèse a été de proposer une expérimentation en laboratoire afin de bien contrôler les facteurs manipulés et les facteurs environnementaux, en essayant toutefois de rester proche des caractéristiques d'une activité opérateur. L'expérimentation a aussi été implémentée de sorte à lever

certaines biais expérimentaux des études de la littérature. Grâce aux données recueillies par le biais de ce protocole, le travail de thèse s'est centré sur l'analyse des marqueurs électrophysiologiques de charge mentale et d'attention sélective au cours du temps passé sur la tâche. Enfin, l'étape essentielle de ce travail a été l'évaluation des performances de différentes chaînes de classification en fonction des signaux physiologiques utilisés, avec des fenêtres d'analyse très courtes. Dans le but de choisir les chaînes les plus performantes, l'intérêt de la sélection d'électrodes et du filtrage spatial a été évalué, ainsi que la stabilité des performances des chaînes au cours du temps. La problématique principale de ce travail peut donc se résumer à : Quels marqueurs électrophysiologiques et quelles chaînes de traitement donnent les meilleures performances, les plus stables dans le temps ?

Ce rapport de thèse sera structuré de la manière suivante. Le projet WAVE², mis en place afin de recueillir les données pour effectuer nos analyses, est détaillé dans le chapitre 4. Celui-ci inclut un protocole expérimental permettant la modulation de 1) la charge en mémoire de travail par une tâche de réponse différée de type Sternberg, 2) de l'attention sélective par une tâche d'oddball insérée dans cette tâche de mémoire, et 3) de la fatigue mentale par un temps de passation important (i.e. 1h30). Les analyses effectuées concernant l'estimation de la fatigue mentale sont ensuite décrites dans le chapitre 5. Ce chapitre détaille des travaux concernant **l'extraction de marqueurs oculaires dérivés des signaux EEG pour effectuer un suivi de la fatigue**, ainsi que **l'estimation du niveau de fatigue effectuée à partir de marqueurs cérébraux et cardiaques**. Le chapitre suivant, chapitre 6, décrit les travaux réalisés concernant **l'estimation de la charge mentale**, avec notamment une estimation basée sur des marqueurs d'activité EEG spontanée, et une autre basée sur des marqueurs évoqués, ainsi qu'une comparaison de leur stabilité dans le temps. Ce chapitre inclut aussi en perspective des détails concernant des travaux actuellement en cours. Ces travaux en cours visant à étudier l'effet du type de tâche sur l'estimation de la charge mentale sont présentés. En effet, le protocole mis en place dans le projet WAVE² n'incluait qu'une seule tâche. Or, nous avons vu que la charge mentale peut être induite par une diversité de tâches. Il est donc primordial, pour une application vie réelle, de concevoir des systèmes d'estimation robustes à la tâche. Ces travaux font notamment partis du projet CARACOG. À noter que celui-ci inclut l'utilisation de sondes auditives indépendantes de la tâche et ignorées afin de venir sonder le niveau de charge de la personne. Enfin, puisque la littérature récente commence à présenter des systèmes basés sur des mesures de synchronie, une étude en cours de l'utilité des mesures de connectivité pour l'estimation de la charge sera brièvement présentée. Suite à ce chapitre sur la charge mentale, le chapitre 7 présente, quant à lui, **l'effet conjoint de la fatigue et de la charge mentale sur les marqueurs de l'attention sélective**. Enfin, la discussion générale vient conclure ce rapport (chapitre 8).

Deuxième partie

Section expérimentale

Chapitre 4

Protocole expérimental et acquisition de données : Projet WAVE²

Après avoir présenté dans le chapitre précédent notre problématique de recherche et l'état de l'art associé, le chapitre qui suit détaille la procédure expérimentale (participants, protocole expérimental, acquisitions) mise en œuvre afin de recueillir les signaux neurophysiologiques reflétant les différents états mentaux d'intérêt (fatigue et charge mentales, attention sélective). Ce protocole de laboratoire, intitulé WAVE² (Workload, Attention and Vigilance EEG-based Estimation), comprend ainsi une tâche faisant varier la charge en mémoire de travail sur deux niveaux (i.e. 2/6 chiffres à mémoriser), au sein de laquelle une tâche de détection de cible -forme géométrique- a été insérée afin d'évaluer l'attention sélective temporelle. Ce paradigme expérimental est effectué pendant une longue période afin de jouer sur le temps passé sur la tâche et d'évaluer la fatigue mentale qui en résulte.

4.1 Montage du projet et Comité de Protection des Personnes

Ce projet de recherche a été réalisé en accord avec le code éthique de l'association médicale mondiale (Déclaration de Helsinki) pour les expérimentations humaines. Il a nécessité l'obtention d'autorisations d'expérimenter du Comité de Protection des Personnes Sud-Est (RCB : 2012-A00826-37) et de l'Agence Nationale de Sécurité du Médicament et des produits de santé (B120921-30). Le dossier que j'ai dû réaliser pour cela est disponible en Annexe (voir annexe [B](#)).

4.2 Participants

4.2.1 Recrutement

Les participants ont été recrutés parmi les étudiants de l'Université de Grenoble, les membres des laboratoires de recherche de cette université et à partir de la base de données de sujets volontaires disponible au LPNC (Laboratoire de Psychologie et Neurocognition), Grenoble. Après une première prise de contact par voie téléphonique ou électronique, les volontaires ont effectué un examen médical au CHU de Grenoble au cours duquel le respect des critères d'inclusion ont été vérifiés. Les critères de recrutement ont été définis de sorte à maximiser les possibilités de recrutement dans le respect de la protection des personnes tout en contrôlant certains facteurs susceptibles de biaiser les résultats. Ces critères étaient les suivants :

–Critères d'inclusion : consentement éclairé signé, examen médical effectué avant la participation à la recherche, âge compris entre 20 et 40 ans, droitier, niveau d'étude baccalauréat minimum, affiliation à la sécurité sociale, vision normale ou corrigée à la normale, audition normale ou corrigée à la normale.

–Critère de non-inclusion : sujet inclus dans une expérimentation clinique et/ou thérapeutique en cours, trouble important de l’audition et/ou de la vision, pathologies neurologiques ou neuropsychiatriques passées ou actuelles, traitement médicamenteux susceptible de moduler l’activité cérébrale, femmes enceintes, parturientes, mère qui allaite, toutes les autres catégories de personnes protégées.

–Critère d’exclusion : ingestion d’alcool.

Afin d’éviter des effets liés à une privation de sommeil sur le niveau de vigilance, nous avons aussi demandé aux participants de dormir une quantité habituelle (normale) d’heures et aux périodes habituelles durant les 2 nuits précédant le jour de l’expérience. Nous avons effectué un relevé de ces informations le jour de l’expérimentation afin d’estimer la dette et la pression de sommeil. Ces paramètres ont été contrôlés et considérés le cas échéant dans nos analyses

4.2.2 Nombre, typologie & indemnisation

Vingt volontaires répondant aux critères de sélection ont passé l’expérience WAVE², dont la moitié de femmes. Leur âge était en moyenne de 25 ans (écart-type = 3,5 ans). Ils étaient indemnisés à hauteur de 80 euros pour une matinée complète d’expérimentation.

4.3 Protocole expérimental

Afin d’étudier conjointement les variations de niveau de fatigue mentale, d’attention et de charge mentale, un protocole expérimental alternant deux tâches a été créé. Chacune de ces 2 tâches a été réalisée le matin chez tous les participants afin d’éviter un possible effet du moment de la journée sur le niveau de vigilance.

4.3.1 Tâche test

La tâche, dite **SOC** (Sternberg and Oddball Combination), consiste en un nouveau paradigme associant une tâche mnésique de Sternberg [148] modulant la charge mentale, et une tâche d’attention sélective de type "oddball" modifié [222]. À chaque essai, le participant doit mémoriser une liste séquentielle de chiffres présentés visuellement puis réaliser une reconnaissance d’item en précisant si l’item test (item de reconnaissance) affiché était présent ou non dans la liste présentée (50% des cas afin d’éviter toute stratégie de réponse basée sur la probabilité d’occurrence des items). En vue d’évaluer l’influence de la charge sur l’attention sélective, la tâche de reconnaissance est précédée par une tâche de détection d’un item cible "triangle" - parmi 3 distracteurs : "carré", "rond" et "losange" (item de détection). La cible est identifiée par une réponse clavier spécifique, les 3 autres items conduisent, quant à eux, à une même réponse clavier distincte de celle associée à la cible. Un quart des réponses sont donc sélectives à la cible et 3/4 des réponses sont non spécifiques. Les 4 items sont présentés dans une même proportion (25%) afin d’éviter tout effet de probabilité de présentation des items.

Il est à noter que le paradigme d’attention sélective utilisé ici se distingue de ceux rapportés par la littérature. La plupart des tâches classiques d’attention sélective de type oddball couplent une tâche de réponse sélective à une tâche de détection implicite ou explicite d’une cible rare par sa probabilité de présentation, les participants ne répondant que lors de l’apparition de cette cible. Dans le cadre de ce projet, nous avons fait le choix de ne mesurer que l’attention sélective et d’éviter ces effets de probabilité de présentation. Ainsi, nous avons induit une attention sélective en jouant exclusivement sur la probabilité de réponse sélective par la considération de 3 items distracteurs. L’inclusion de ceux-ci conduit les sujets à effectuer une action distincte

de celle associée à la cible, mais identique pour les 3 items. Ce paradigme a l'avantage de faire effectuer une réponse motrice pour tous les items, évitant ainsi toute distinction physiologique liée à celle-ci. En outre, l'utilisation de plusieurs distracteurs menant à une même action nous place dans une configuration d'attention diffuse qui nous a permis d'effectuer une analyse à part entière de l'organisation attentionnelle en comparant une configuration d'attention sélective et une configuration d'attention diffuse.

De plus, notre paradigme joue sur l'attention sélective temporelle à grande échelle. En effet, comparativement aux études classiques dans lesquelles les items sont espacés de quelques centaines de millisecondes, nos items sont ici espacés de quelques secondes pour permettre d'effectuer notre tâche mnésique et d'évaluer les interactions possibles entre charge mentale et attention sélective.

Dans ce paradigme SOC (figure 4.1), chaque essai débute par une croix de fixation centrale de durée variable de 700 à 900 ms suivie de la présentation séquentielle des chiffres de la liste à mémoriser. Deux niveaux de charge sont testés aléatoirement avec une liste de 2 ou 6 chiffres entre 0 et 9 (en noir sur fond gris, de 2 d'angle visuel), présentés chacun pendant 450 ms et séparés par un intervalle de 250 ms. Une nouvelle croix de fixation apparaît ensuite pendant 800 ms, suivie de l'item de détection affiché pendant 1200 ms. A l'apparition de l'item, le participant doit identifier et répondre spécifiquement à l'item cible "triangle" par un appui bouton bien distinct de celui utilisé pour les 3 autres items distracteurs, "carré", "rond" et "losange". L'essai se finalise par la tâche de reconnaissance de l'item test (chiffre présent ou non dans la liste de chiffres à mémoriser), sur une durée de 1200 ms. Un intervalle fixe de 500 ms sépare les essais. La durée totale moyenne d'un essai est de 7,3 secondes.

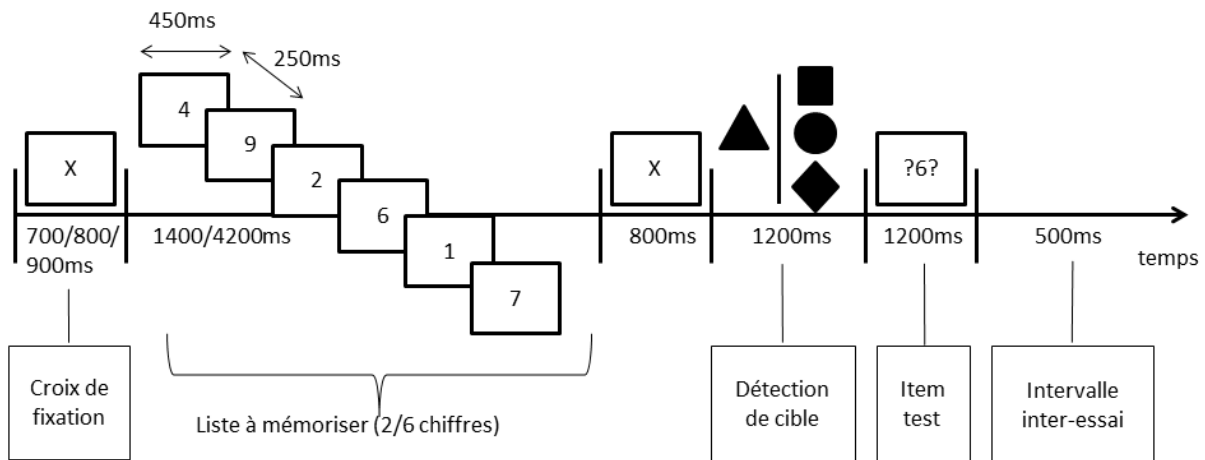


FIGURE 4.1 – **Structure des essais** Dans le cas de la tâche test, l'item de détection attend une réponse spécifique pour l'item cible triangle, mais une réponse identique pour les 3 autres items. Dans le cas de la tâche contrôle, l'item de détection attend une réponse indifférenciée quel que soit l'item.

4.3.2 Tâche contrôle

La 2^{ème} tâche, dite contrôle (TC), reproduit la tâche test dans sa structure mais n'inclut pas de tâche de réponse sélective ; le participant répond de manière indifférenciée aux quatre items de détection (même réponse quelle que soit la nature de l'item). Les items de détection respectent le même rapport de proportion que celui de la tâche test. Dans cette TC, le participant réalise donc uniquement la tâche mnésique. Il faut noter que la tâche test SOC place le participant dans

une configuration de double tâche induisant potentiellement une variation de l'état attentionnel initial. Ceci est susceptible d'influencer la réalisation de la tâche mnésique. De la même manière, la configuration d'attention diffuse permise par l'utilisation de plusieurs distracteurs dans la tâche test n'est pas exemptée d'une influence éventuelle de la tâche d'attention sélective. Tout ceci justifie donc la réalisation de la tâche contrôle décrite ci-dessus. Cette tâche permettra aussi une mise en évidence simple d'éventuelles interactions entre charge et fatigue mentales.

4.3.3 Structure globale de l'expérience

Comme l'illustre la figure 4.2, les sujets ont réalisé 2x2 blocs de tâche SOC qui comprennent chacun 72 essais par niveau de charge (au nombre de 2) dont 25% contiennent un item de détection "cible" (triangle, $n = 18$) et 75% un item "distracteur" (carré, rond et losange dans les mêmes proportions que la cible, $n = 3 \times 18 = 54$) soit un total de 144 essais par bloc (17,6 minutes) et de 576 essais sur le protocole entier. Deux blocs de tâche contrôle ont été intercalés entre les 2 premiers et 2 derniers blocs de tâche SOC et comprennent chacun 40 essais par niveau de charge (au nombre de 2) soit un total de 80 essais par bloc (9,7 minutes) et de 160 essais sur le protocole entier (figure 4.3).

La répétition et la répartition des blocs ont été faites de sorte à augmenter le temps passé sur la tâche afin de pouvoir étudier l'influence sur les capacités mnésiques et attentionnelles de l'état de fatigue mentale du participant dans les TT et TC (figure 4.2). Deux niveaux d'analyse sont considérés : les 2 premiers blocs "SOC" versus les 2 derniers et le 1^{er} bloc "contrôle" versus le 2^{ème} bloc.

Au total sur l'ensemble des blocs, les sujets ont donc effectué 720 essais de 7,3 s en moyenne, pour une durée totale de 1h31. Avant le début de l'expérimentation, chaque sujet a effectué un entraînement d'une durée de 5 minutes au cours duquel il a effectué 12 essais de chaque tâche. Les blocs d'essais ont été entrecoupés de courtes pauses, dont la somme correspond à 30 minutes maximum au total.

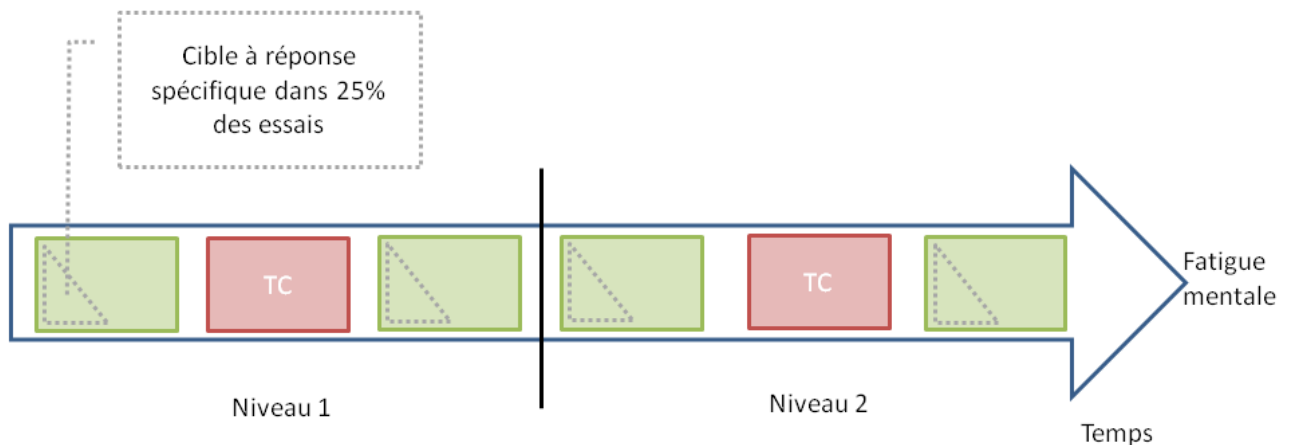


FIGURE 4.2 – **Structure générale de l'expérience** Deux niveaux de fatigue mentale, deux types de tâches (test -TT- et contrôle -TC). Seuls 25% des essais contiennent un item cible.

4.3.4 Pertinence du protocole

Quelques études récentes présentent un protocole intégrant une tâche attentionnelle à l'intérieur d'une tâche mnésique, entre l'encodage des items et la recherche en mémoire de l'item test

		TC		TT			
		TOT		AST			
				Cible		Distracteur	
				TOT		TOT	
		Court	Long	Court	Long	Court	Long
Charge	Faible	40	40	36	36	108	108
	Élevée	40	40	36	36	108	108
Totaux		80	80	72	72	216	216
		160		576			

FIGURE 4.3 – Nombre d’essais par condition expérimentale. *TC* : tâche contrôle ; *TT* : tâche test ; *TOT* : temps passé sur la tâche ; *AST* : condition d’attention sélective temporelle.

[150, 253, 245, 251, 250]. Toutefois, ces études présentent les désavantages suivants :

- Elles n’ont pas mesuré les effets de la fatigue mentale ;
- Elles n’ont pas toutes intégré des mesures électro-physiologiques ;
- La plupart présentent *simultanément* les items à mémoriser, et ne prennent donc pas en compte l’existence de variations interindividuelles d’empan visuo-spatial.

L’étude de Gomarus et collaborateurs [150] ne dissocie pas non plus les items de la tâche attentionnelle de ceux de la recherche en mémoire. Ceci peut poser problème lors des analyses en potentiels évoqués puisque les analyses confondent les activités cérébrales liées à la détection de cible de la tâche attentionnelle et celles liées à la recherche en mémoire lors du processus de reconnaissance. Notre paradigme expérimental prend en compte ces différentes critiques : il présente les items à mémoriser séquentiellement pour éviter la mise en place de stratégies de groupement et les effets de variations interindividuelles d’empan visuo-spatial, et dissocie les processus de détection de cible de ceux de recherche en mémoire grâce à des stimuli distincts.

4.4 Acquisition des données

4.4.1 Lieu d’acquisition

L’expérimentation a eu lieu au CHU A. Michallon de Grenoble sur la plateforme EEG recherche de l’unité IRMAGE, dans le service d’exploration fonctionnelle du système nerveux (EFSN) dirigé par le Dr Laurent Vercueil (Neurologue, CHU Grenoble), médecin investigateur principal de cette étude. Les participants étaient assis confortablement dans un fauteuil face à un écran d’ordinateur en lien avec le poste de contrôle de l’expérimentateur, à l’intérieur d’un box expérimental plongé dans une semi-obscurité.

4.4.2 Appareillage

Système de stimulation

Les participants étaient assis à 60 cm d’un écran d’ordinateur de 21 pouces paramétré avec une résolution de 1024 * 768 pixels et un taux de rafraîchissement de 75 Hz. Les tâches ont été implémentées à l’aide du logiciel Eprime ®.

Données comportementales & subjectives

L'état d'éveil subjectif du participant était évalué avant, après et à la moitié de l'expérience à l'aide de l'échelle KSS (Karolinska Sleepiness Scale) [260]. Tout au long de l'expérience, les temps de réaction des sujets ainsi que leur pourcentage de réponses correctes à chacune des tâches étaient également mesurés.

Données physiologiques

Tous les signaux électrophysiologiques enregistrés lors des passations étaient acquis à l'aide du système d'acquisition BrainAmpTM (Brain Products Inc.), avec une fréquence d'échantillonnage de 500 Hz, un passe-haut à 0,1 Hz, une résolution de 1 μ V, et étaient synchronisés en temps-réel.

L'activité cérébrale des participants était mesurée à l'aide d'un Acticap[®] équipé de 96 électrodes actives d'Ag/AgCl positionnées selon le système 5% (système 10-20 amélioré, [27]). La référence et la masse utilisées pour l'acquisition étaient celles de l'Acticap, à savoir FCz pour la référence et AFz pour la masse. Des électrodes de références supplémentaires étaient aussi utilisées pour pouvoir effectuer un re-référencement ultérieur, à savoir les mastoïdes A1 et A2. L'impédance du signal était maintenue en-dessous de 10 k Ω .

De plus, l'activité électro-oculographique des sujets était acquise grâce à quatre électrodes d'Ag/AgCl : deux positionnées à la commissure extérieure des yeux pour enregistrer les mouvements horizontaux (EOG horizontal), et deux autres situées au-dessus et en-dessous de l'oeil gauche pour la mesure des mouvements verticaux et palpébraux (EOG vertical). Enfin, l'activité cardiaque des participants était mesurée à l'aide de deux électrodes d'Ag/AgCl positionnées respectivement au niveau du sternum et du 5^{ème} espace intercostal gauche. Pour toutes ces mesures périphériques, la masse utilisée était une électrode positionnée sur l'omoplate gauche des sujets.

4.5 Bilan synthétique

Comme le re-précise le tableau de la figure 4.4, ce protocole expérimental permet ainsi une modulation de la charge en mémoire de travail à deux niveaux, avec six blocs de tâche permettant une expérimentation longue devant jouer sur la fatigue mentale. De plus, l'utilisation d'une tâche test incluant une tâche d'attention sélective et d'une tâche contrôle de plus bas niveau attentionnel, permet ainsi l'étude de l'influence de la charge et du temps passé sur la tâche sur l'attention sélective temporelle.

Paradigme	Durée	Participants	Enregistrements
2 niveaux de charge (2/6 chiffres)	1h31	20 (10 femmes), sains, droitiers	EEG: 96 électrodes
2 conditions d'attention (TT: attention sélective temporelle; TC: attention diffuse)	TT: 4 blocs de 17,6 min (4 x 144 essais)	25 ans en moyenne (s.d. = 3,5 ans)	Fs = 500 Hz, référence : FCz, masse: AFz
2 niveaux de temps passé sur la tâche (début/fin)	TC: 2 blocs de 9,7 min (2 x 80 essais)	Indemnisés (80 euros)	Mesures périphériques: EOG, ECG

FIGURE 4.4 – Bilan synthétique du protocole WAVE². *TT* : *Tâche test*; *TC* : *tâche contrôle*.

Chapitre 5

Estimation de la fatigue mentale

Ce chapitre présente les travaux réalisés dans ce travail de thèse concernant l'estimation de la fatigue mentale. Il se base sur les données recueillies grâce au protocole WAVE² présenté dans le chapitre précédent. Suite à une introduction au chapitre, deux sections principales seront présentées. La première détaille un travail sur l'extraction de marqueurs oculaires dérivés des signaux EEG, ce qui permet ainsi une caractérisation des clignements oculaires pour effectuer un suivi de l'état de fatigue sans avoir à placer d'électrodes sur le visage des sujets. La deuxième section présente ensuite des travaux visant à effectuer une estimation de la fatigue mentale à partir du signal EEG spontané et du signal ECG. En fin de chapitre, une conclusion concernant les résultats de ces différents travaux sera présentée.

5.1 Introduction

La fatigue mentale est un état mental d'intérêt en situation opérationnelle, par exemple afin d'assurer les conditions de sécurité de pilotes, en ajustant le niveau d'automatisation des interfaces de conduite. Dans le cadre de ce travail de thèse, nous nous sommes centrés sur une fatigue mentale liée au temps passé sur une même tâche, sans aller jusqu'à basculer dans l'hypovigilance. Afin d'améliorer les systèmes existants, il nous a paru important d'étudier deux aspects :

- 1) la possibilité d'extraire des marqueurs oculaires dérivés du signal EEG afin de caractériser les clignements oculaires et donc d'effectuer un suivi de la fatigue par leur biais sans avoir à placer de capteurs sur le visage des sujets ;
- 2) la pertinence de l'utilisation du signal EEG spontané et du signal ECG pour effectuer une estimation de la fatigue mentale.

Des travaux élaborés afin de répondre à ces deux points seront donc détaillés dans les sous-parties suivantes. Enfin, en fin de chapitre les résultats de ces études seront discutés.

5.2 Extraction de marqueurs oculaires dérivés des signaux EEG

5.2.1 Intérêt

Les indices d'activité oculaire tels que les paramètres de clignements (fréquence, amplitude, durée de fermeture, d'ouverture ou durée totale, paramètres de vitesse) sont connus pour être sensibles à l'état d'éveil et de fatigue mentale de l'individu [261, 130, 105, 107, 262, 263]. Ils sont couramment employés pour effectuer un suivi de la fatigue mentale et de l'hypovigilance d'opérateurs en situation de conduite ou dans d'autres contextes [264, 262, 263]. Ces paramètres oculaires peuvent être mesurés grâce à des systèmes d'oculométrie proche infra-rouge, ou des

mesures d'électro-oculographie (EOG). Ces techniques nécessitent un appareillage pouvant être onéreux, contraignant et inconfortable. Par exemple, la technique d'EOG, bien que très efficace, nécessite la pose d'électrodes sur le visage des opérateurs, ce qui peut entraver et réduire leur champ visuel, et donc dégrader leurs performances. De plus, ces électrodes peuvent être inconfortables à porter, et il semble donc peu probable que la population générale accepte de les porter au quotidien. Afin de limiter les appareillages tout en garantissant l'accès à une multitude de mesures indicatrices de l'état cognitif de l'opérateur, une des solutions proposées dans le cadre de ce travail de thèse est d'extraire les paramètres oculaires des signaux EEG de surface. Dans cette section, une méthode de détection des clignements oculaires au niveau du scalp et de caractérisation fine de ces clignements est présentée, ainsi qu'un exemple de son utilisation pour effectuer un suivi de la fatigue mentale lors de la réalisation prolongée d'une tâche.

Les études EEG se concentrent sur l'analyse de l'activité cérébrale et considèrent donc comme du bruit l'activité oculaire enregistrée via l'EEG. En conséquence, une grande partie de la littérature EEG concerne le débruitage des données EEG [265, 266]. Les publications les plus anciennes concernent des analyses hors ligne, toutefois un nombre croissant de travaux présentent des méthodes applicables en ligne [267], voire même des puces dédiées [268]. Plusieurs auteurs ont effectué une séparation de sources pour débruiter leurs données EEG. Ainsi, Shoker et collaborateurs [269] utilisent un algorithme d'identification aveugle du second ordre (SOBI) [270], puis extraient 4 caractéristiques sur des périodes de 10 s pour classer par SVM les sources entre cérébrales et artéfactuelles. Toutefois, certaines de leurs caractéristiques sont calculées en utilisant un signal EOG de référence. En conséquence, leur méthode n'est pas entièrement basée sur l'EEG. Pour ce qui est de Gao et collaborateurs [271], ils effectuent une séparation de sources grâce à une ACI, puis décident pour chaque période de 2 s si la source est artéfactuelle ou non en utilisant le nombre de maxima et des seuils. Leur méthode inclut une normalisation avant l'étape de découpage, ce qui semble peu réaliste pour une application temps-réel. Enfin, Xue et collaborateurs [272] ont aussi effectué une ACI, mais ont utilisé une seule caractéristique, l'entropie, sur des périodes de 5 s pour effectuer leur classification des sources.

En plus de leurs limitations propres, toutes ces méthodes sont centrées sur une application de débruitage des données EEG. Cependant, dans notre optique, enlever l'information concernant l'activité oculaire est considéré comme une **perte d'information**. À notre connaissance, seul un nombre réduit d'auteurs ont publié des travaux concernant l'utilisation de cette information oculaire collectée à partir de l'EEG, notamment pour des applications de contrôle moteur. Par exemple, Sen Gupta et collaborateurs ont ainsi détecté la présence de clignements oculaires dans les données EEG par le biais d'un classifieur SVM afin de contrôler un fauteuil roulant [273]. Les clignements étaient juste détectés, et non caractérisés. De la même manière, Oh et collaborateurs ont détecté les mouvements oculaires horizontaux à partir d'électrodes placées sur le front afin de contrôler un robot [274]. Tan et collaborateurs ont estimé où se portait le regard des sujets à partir de l'EEG afin de permettre un contrôle de curseur en évitant d'effectuer un filtrage passe-haut qui est généralement réalisé sur l'EOG pour supprimer la dérive à long terme [275].

Il est aussi envisageable d'utiliser cette activité oculaire extraite de l'EEG pour effectuer un suivi de l'état mental d'un opérateur, comme par exemple de son niveau de fatigue mentale. Pourtant, à notre connaissance, seule deux équipes de recherche ont évalué l'intérêt d'utiliser cette activité enregistrée sur le scalp pour ce type d'application. Borghini et collaborateurs [107] ont récemment publié un travail qui inclut des mesures du taux de clignements oculaires calculé à partir de l'EEG via une ACI afin d'estimer plusieurs états mentaux. Cependant, ils ne détaillent pas leur méthode, et effectuent uniquement une extraction basique du taux de clignements et ne les caractérisent pas. De la même manière, Arnin et collaborateurs [276] proposent un système placé sur le front qui permet d'enregistrer à la fois l'activité cérébrale et l'activité oculaire. Ce

système est dédié à surveiller l'hypovigilance en détectant les clignements par le biais de mesures spectrales. Toutefois, il ne détaillent pas non plus leur méthode de caractérisation et d'extraction de clignements.

En conséquence, le travail de ce sous-chapitre est de proposer une nouvelle méthode d'extraction et de caractérisation des clignements oculaires via le signal EEG. Ensuite, sont présentés sa validation ainsi que les résultats obtenus sur les données de 11 sujets réalisant une tâche longue durant laquelle la fatigue mentale augmente.

5.2.2 Méthodologie d'extraction et de caractérisation des clignements

Afin de détecter et de caractériser les clignements oculaires en utilisant uniquement le signal EEG, plusieurs étapes de traitement sont nécessaires. D'abord, le signal doit être découpé en périodes sur lesquelles une étape de séparation de sources est effectuée, puis les sources oculaires sont identifiées grâce à un classifieur supervisé. Ensuite, les données sont rétroprojetées dans l'espace des capteurs afin de découper les clignements. Enfin, la caractérisation des clignements est effectuée. Le mode opérationnel pour la détection des clignements est illustré par la figure 5.1.

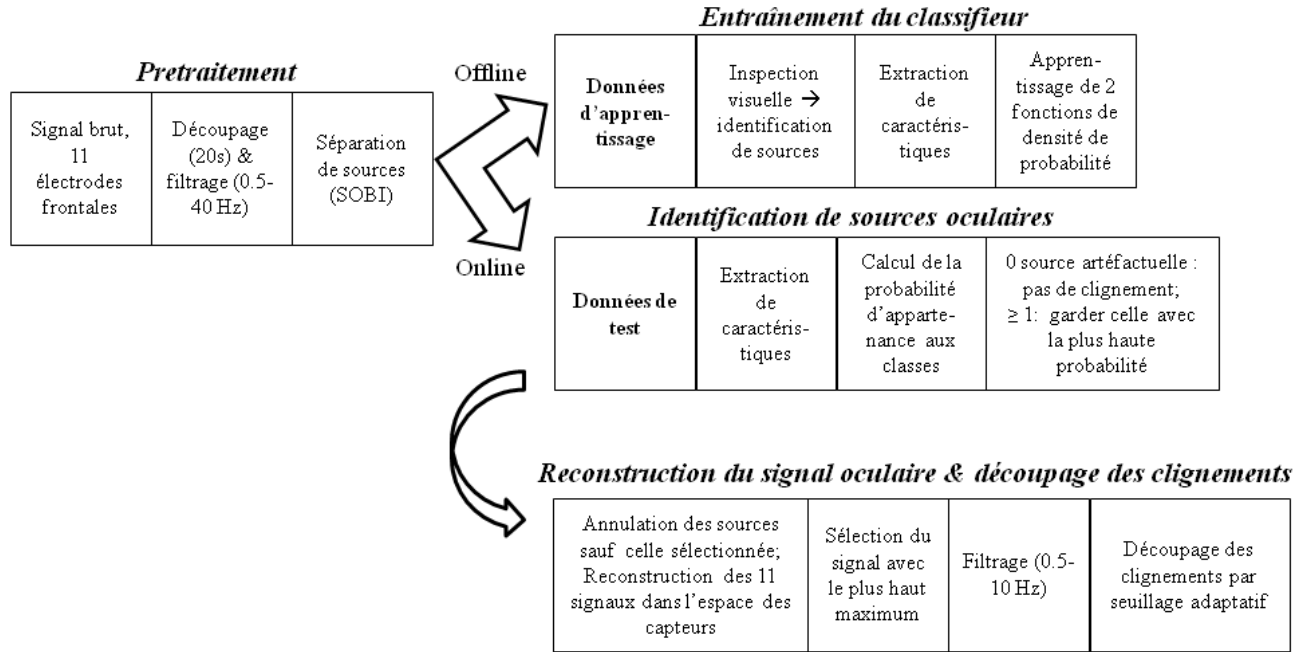


FIGURE 5.1 – Méthode de détection des clignements : mode opérationnel

Détection des clignements

Séparation de sources Le signal EEG pour un échantillon temporel k est classiquement décrit comme la combinaison linéaire de signaux sources :

$$\mathbf{x}(k) = \sum_{i=1}^{N_s} \mathbf{a}_i s_i(k) + \mathbf{n}(k) = \mathbf{A}\mathbf{s}(k) + \mathbf{n}(k) \quad (5.1)$$

avec N_s le nombre de sources, qui est généralement le même que le nombre d'électrodes $N_s = N_e$, afin que la matrice de mélange \mathbf{A} soit carrée. \mathbf{n} est un bruit additionnel. Pour une période

de temps donnée, cette équation peut être écrite sous forme matricielle : $\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{N}$ où $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \dots \mathbf{x}_{N_e}]^T$ est une matrice de données EEG N_e par N_k et $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1 \dots \mathbf{s}_{N_e}]^T$ est une matrice de sources N_e par N_k . La $i^{\text{ème}}$ colonne de \mathbf{A} , \mathbf{a}_i , correspond au pattern spatial de la $i^{\text{ème}}$ source. Les sources sont estimées grâce à la relation :

$$\mathbf{s}(k) = \mathbf{W}^T \mathbf{x}(k) \quad (5.2)$$

où $\mathbf{W}^T \mathbf{A} \approx \mathbf{I}_{N_e}$. La $i^{\text{ème}}$ colonne de \mathbf{W} , \mathbf{w}_i , est un filtre spatial : la $i^{\text{ème}}$ source est alors extraite comme une combinaison linéaire d'électrodes.

Afin de réaliser l'étape de séparation de sources, un algorithme courant de statistiques du second-ordre a été sélectionné pour sa robustesse aux données aberrantes et son efficacité sur des intervalles courts, l'algorithme SOBI [44]. Cet algorithme a été appliqué sur des périodes de 20 s du signal EEG des 11 électrodes frontales, avec une période d'échantillonnage T_e . Les signaux sont tout d'abord filtrés dans la bande [0,5-40] Hz grâce à une filtre Butterworth du 5^{ème} ordre. L'algorithme SOBI suppose que les sources sont stationnaires et non corrélées quel que soit le délai. Sa résolution est alors effectuée par une diagonalisation jointe approchée. Dans ce travail, cela est réalisé en utilisant 10 délais temporels [45].

Identification des sources oculaires Une source est supposée avoir été générée soit par de l'activité oculaire (OA) ou non (NOA). Chaque source est classée en tant que OA ou NOA grâce à un classifieur à maximum de vraisemblance. Six caractéristiques sont extraites à partir de chaque source. Les sources NOA (i.e. les sources EEG) sont supposées gaussiennes, affecter toutes les électrodes de manière homogène et avoir une variance faible, tandis que les sources OA sont supposées non-gaussiennes, affecter de manière importante les électrodes frontales et présenter une variance importante. Ainsi, pour chaque source \mathbf{s}_i avec des segments de 20 s, l'ensemble de caractéristiques temporelles, spatiales et fréquentielles suivantes $N_f = 6$ est calculé de la sorte :

– Aplatissement :

$$f_i[1] = \frac{K_4(\mathbf{s}_i)}{[K_2(\mathbf{s}_i)]^2} \quad (5.3)$$

$$K_\alpha(\mathbf{y}) = \frac{1}{N_k} \sum_{n=1}^{N_k} (y[n] - m(\mathbf{y}))^\alpha \quad (5.4)$$

où $m(\mathbf{y})$ correspond à la moyenne d'échantillons temporels.

– Symétrie absolue :

$$f_i[2] = \left| \frac{K_3(\mathbf{s}_i)}{K_2(\mathbf{s}_i)^{\frac{3}{2}}} \right| \quad (5.5)$$

– Dispersion :

$$f_i[3] = \|\hat{\mathbf{a}}_i\|_1 \quad (5.6)$$

où $\hat{\mathbf{a}}_i$ correspond au $N_e \times 1$ pattern spatial estimé pour la $i^{\text{ème}}$ source, qui correspond aussi à la $i^{\text{ème}}$ colonne de \mathbf{W}^{-T} .

– Propagation :

$$f_i[4] = \frac{\frac{1}{N_e-1} \sum_{e=1}^{N_e} (|\hat{\mathbf{a}}_i[e]| - \|\hat{\mathbf{a}}_i\|_1)^2}{\|\hat{\mathbf{a}}_i\|_1} \quad (5.7)$$

– Ratio de fréquences :

$$f_i[5] = \frac{\int_{0,5}^5 D\hat{S}P_{s_i}(\nu)d\nu}{\int_{0,5}^{40} D\hat{S}P_{s_i}(\nu)d\nu} \quad (5.8)$$

où $D\hat{S}P_{s_i}(\nu)$ est une estimation du spectre de puissance de $\mathbf{s}_i(k)$ calculé grâce à la méthode du périodogramme de Welch (fenêtres de 2 s, chevauchement de 50%).

– Ratio percentile :

$$f_i[6] = \frac{Per_{99}(\mathbf{s}_i)}{Per_{50}(\mathbf{s}_i)} \quad (5.9)$$

où $Per_\alpha(\mathbf{x})$ correspond au percentile α de la valeur absolue de \mathbf{x} .

Toutes les caractéristiques ont été choisies afin d'être insensibles à l'amplitude absolue de la source, et à son signe. On considère que chaque vecteur de caractéristiques \mathbf{f} est tiré d'une distribution gaussienne multivariée conditionnellement à sa classe :

$$p(\mathbf{f}|\omega = \omega_k) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N_f}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}_k|} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{f}-\mathbf{m}_k)^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}(\mathbf{f}-\mathbf{m}_k)} \quad (5.10)$$

Les paramètres du modèle, la moyenne des échantillons (\mathbf{m}_k) et la matrice de covariance moyenne ($\boldsymbol{\Sigma}_k$) des deux classes OA et NOA sont estimées à partir des données d'apprentissage. Lors de la phase d'apprentissage, nous avons annoté suite à une inspection visuelle chaque segment source \mathbf{s}_i comme provenant d'une OA ou d'une NOA. Étant donné que les priors $P(\omega_k)$ sont supposés égaux, on a :

$$P(\omega|\mathbf{f}) \propto p(\mathbf{f}|\omega) \quad (5.11)$$

La classe attribuée à chaque signal source est donc simplement donnée par $\arg \max_{\omega_k} p(\mathbf{f}_i|\omega = \omega_k)$.

Lorsque les N_e sources sont classées, si plusieurs sources sont classées comme provenant d'une OA, la source avec la probabilité d'appartenance à la classe OA la plus élevée est sélectionnée : $i^* = \arg \max_i p(\mathbf{f}_i|\omega = \omega_{OA})$. Si aucune source n'est sélectionnée en tant que source oculaire, alors on considère qu'aucun clignement n'a eu lieu dans le segment temporel considéré.

Découpage des clignements Si une source oculaire a été identifiée, son activité oculaire est rétroprojetée dans l'espace des capteurs grâce à la relation :

$$\mathbf{X}_{eye} = \mathbf{W}^{-T} \mathbf{D}(\mathbf{e}_{i^*}) \mathbf{W}^T \mathbf{X} \quad (5.12)$$

$\mathbf{D}(\mathbf{e}_{i^*})$ est la matrice diagonale dont les éléments diagonaux binaires sont donnés par le vecteur \mathbf{e}_{i^*} . Celui-ci est un vecteur formé de N_e zéros sauf l'élément i^* qui vaut 1.

\mathbf{X}_{eye} reflète l'impact de l'activité oculaire sur les électrodes EEG, nettoyées de l'activité EEG. Cette projection dans l'espace des capteurs est effectuée afin d'obtenir un signal dont l'amplitude est comparable d'un segment temporel à un autre. En effet, dans l'espace des sources, l'information d'amplitude du signal n'est pas disponible. De plus, la matrice de démélage \mathbf{W} est recalculée pour chaque segment temporel. Lorsque la rétroprojection dans l'espace des capteurs a eu lieu, la voie de \mathbf{X}_{eye} présentant la plus haute amplitude est considérée comme étant la plus pertinente pour effectuer la caractérisation des clignements oculaires : ce signal est alors appelé $\mathbf{x}_{eye}(k)$.

Puis, $\mathbf{x}_{eye}(k)$ est filtré dans la bande [0,5-10] Hz grâce à un filtre Butterworth d'ordre 5. Un seuil est fixé à la valeur :

$$m + \kappa \text{ median}(|x_{eye} - m|) \quad (5.13)$$

où $m = \text{median}(x_{eye})$ est l'amplitude médiane du signal du segment temporel considéré. Ce seuillage permet aux clignements d'être découpés en produisant un ensemble d'intervalles temporels $[\alpha_i, \beta_i]$ lorsque le signal dépasse le seuil. Étant donné que l'activité oculaire ne produit pas un signal gaussien, l'utilisation pour le seuil de détection de la médiane -au lieu de la moyenne ou de l'écart-type- permet une estimation correcte du niveau de bruit. Il faut noter que l'entièreté de la méthode de détection des clignements, de la séparation de source à l'identification des clignements, nécessite l'ajustement d'un seul paramètre, κ , qui détermine le niveau de détection du seuil. Ce paramètre exprime l'amplitude relative d'un clignement attendu par rapport au bruit de fond du signal. Il n'est pas dépendant du sujet, la même valeur de κ peut être utilisée pour n'importe quel sujet.

Caractérisation des clignements

Pour chaque intervalle de clignement $[\alpha_i, \beta_i]$, l'instant de début de clignement tb_i est déterminé en identifiant le dernier passage par zéro de $\dot{\mathbf{x}}_{eye}$ dans l'intervalle $[\alpha_i - 0,5s, \alpha_i]$ grâce à la dérivée numérique de $\mathbf{x}_{eye}(k)$ (voir section 2.5.2). De la même manière, l'instant de fin de clignement te_i peut être identifié en trouvant le dernier passage par zéro de $\dot{\mathbf{x}}_{eye}$ dans l'intervalle $[\beta_i, \beta_i + 0,5s]$. Le temps de fermeture des paupières tc_i est choisi comme le premier passage par zéro de $\dot{\mathbf{x}}_{eye}$ dans l'intervalle $[tb_i, te_i]$. Nous avons donc extrait tous les paramètres listés et définis dans la section 2.5.2, qui peuvent tous être dérivés de ces instants temporels [262, 263, 264].

5.2.3 Méthode de validation

La méthode proposée a été appliquée sur des données expérimentales, et les résultats ont été comparés avec ceux obtenus en utilisant le signal EOG vertical (EOGV) comme référence. La méthode a été testée indépendamment des sujets, sans calibrage préalable, ce qui permet de tester sa capacité de généralisation.

Données

La méthode a été appliquée sur les 90 minutes de signal enregistrées via le protocole WAVE² pour 11 participants. Comme vu dans le chapitre 4, la longueur de la tâche est supposée générer une fatigue mentale croissante chez les sujets lors de sa réalisation. Ceci a été vérifié par des mesures comportementales tout au long de la tâche expérimentale, et par un questionnaire de fatigue ressentie (questionnaire KSS) avant, au milieu, et à la fin de la tâche. Les temps de réaction des participants pour la tâche de détection ont ainsi augmenté significativement avec le temps passé sur la tâche ($p < 0,01$). Les participants ont, par ailleurs, tous déclaré se sentir de plus en plus fatigué au fur et à mesure de la tâche ($p < 0,01$; voir section 5.3). Les données physiologiques exploitées dans cette section correspondent au signal enregistré au niveau des 11 électrodes frontales et fronto-centrales suivantes : Fz, Fp1/2, F7/8, F3/4, FC5/6 et FC1/2, ainsi que le signal EOGV.

En ce qui concerne la répartition des données entre ensemble d'apprentissage et de test, seules les 20 premières minutes du 1^{er} sujet - choisi arbitrairement - ont été utilisées comme ensemble d'apprentissage. Les 70 minutes restantes de ce sujet, ainsi que les 90 minutes des autres sujets ont constitué notre ensemble de test. Les données ont été découpées en segments non-chevauchants de 20 s. Les analyses ont été réalisées grâce à Matlab (2010b) et à sa boîte à outils de Traitement du Signal.

Méthode

Afin de valider la méthode, la détection et la caractérisation des clignements ont été exécutées à la fois sur les données EEG et sur les données EOGV pour comparer les résultats. Les étapes appliquées sur le signal EEG ont été détaillées précédemment dans le paragraphe 5.2.2; celles appliquées sur le signal EOGV sont détaillées ci-après.

Évaluation du découpage des clignements Afin de détecter les segments contenant un clignement oculaire à partir du signal EOGV, ce signal est tout d'abord filtré dans la bande $[0, 5-10]$ Hz grâce au même filtre à réponse impulsionnelle infinie (IIR) utilisé sur les données EEG. Puis, un seuil de $100 \mu\text{V}$ déterminé par inspection visuelle est fixé. Cette étape de seuillage effectue le découpage des clignements.

Les intersections entre les segments temporels obtenus à partir du signal EOGV et ceux obtenus à partir du signal EEG sont ensuite calculées. Lorsque l'intersection entre un segment EOGV et un segment EEG est vide, le clignement EOGV est alors considéré comme un faux négatif, sinon c'est un vrai positif. De plus, lorsque l'intersection entre le segment EEG et le segment EOGV est vide, alors le clignement EEG détecté est considéré comme un faux positif. Le taux de vrais positifs est alors le nombre de vrais positifs divisé par le nombre de clignements EOGV. Le taux de faux positifs est le nombre de faux positifs divisé par le nombre de clignements EEG.

Évaluation de la caractérisation des clignements L'étape de caractérisation appliquée sur le signal EOGV est la même que celle appliquée sur le signal EEG, c'est-à-dire que les mêmes paramètres sont extraits. Puis, les paramètres extraits du signal EEG et ceux extraits du signal EOGV sont comparés par le biais de leur coefficient de corrélation, calculé uniquement sur les vrais positifs. En effet, certains paramètres n'ont pas la même valeur et ne peuvent donc pas être comparés par des tests de comparaison de moyennes, car l'amplitude des clignements EEG (et donc de toutes les caractéristiques qui utilisent l'amplitude, comme les vitesses) est différente de l'amplitude des clignements EOGV.

Une corrélation élevée signifie qu'il existe une relation linéaire forte entre les deux paramètres. Le calcul des coefficients de corrélation est très sensible aux données aberrantes importantes, dont la présence peut augmenter artificiellement la valeur de corrélation. En conséquence, les données ont été pré-traitées avant de calculer ces coefficients. Ce prétraitement a permis de supprimer les valeurs extrêmes qui ne seraient pas dues aux fluctuations de l'EOGV détectées comme des clignements. Ainsi, les fluctuations EOGV dont l'amplitude excède $1500 \mu\text{V}$ ont été exclus des analyses.

5.2.4 Résultats

Classification des sources

La figure 5.2 illustre la distribution des 6 caractéristiques de la base d'apprentissage pour les deux classes. On peut voir que les caractéristiques temporelles (aplatissement, symétrie et ratio percentile) permettent une séparation des classes très efficace. Le ratio de fréquences est aussi une caractéristique bien discriminante, tandis que la dispersion et la propagation, bien que toujours discriminantes, ont des distributions plus chevauchantes.

Pour évaluer la justesse du classifieur, les sources ont été extraites pour chaque segment temporel pour les sujets 1 et 2 et classées visuellement entre source OA et NOA. Le pourcentage de sources correctement classées est assez élevé puisque l'on obtient 97% en moyenne pour les

deux sujets. Ceci montre que les caractéristiques choisies permettent une bonne discrimination entre les sources oculaires et non-oculaires, et que celles-ci sont sujet-indépendantes. En effet, bien que l'apprentissage soit uniquement réalisé sur les données du sujet 1, les résultats obtenus avec celles du sujet 2 sont tout aussi bons.

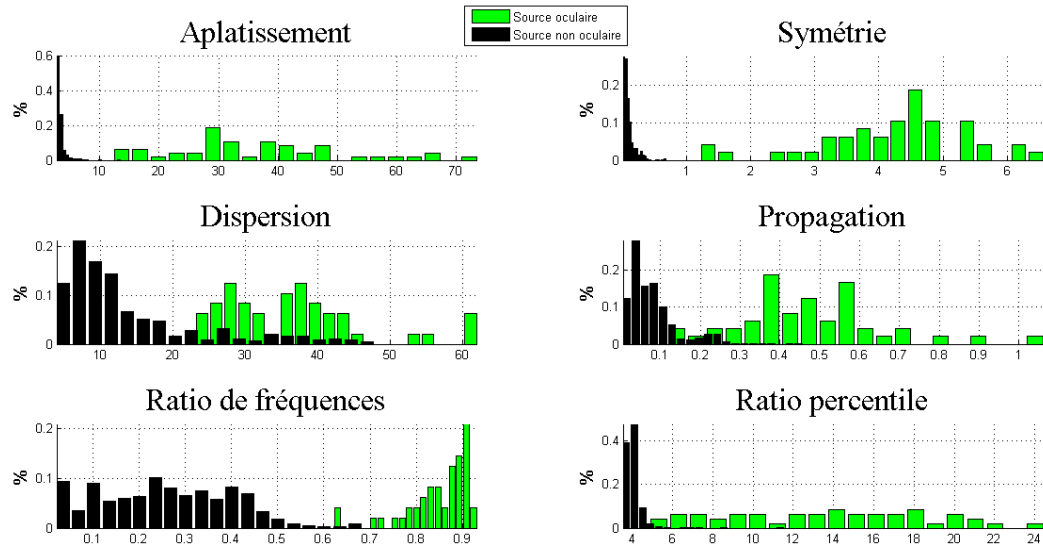


FIGURE 5.2 – Distribution des 6 caractéristiques utilisées pour la classification des sources.

Reconstruction du signal & détection des clignements

La figure 5.3 A, B et C présente la matrice des signaux \mathbf{X} (empilés en utilisant un décalage vertical) enregistrée sur les 11 électrodes, les sources extraites, ainsi que les signaux \mathbf{W}_{eye} reconstruits. Un zoom est effectué sur deux clignements consécutifs. Dans ce cas-ci, la source oculaire a été identifiée comme la source 1. Les signaux qui sont fortement impactés par l'activité oculaire sont ceux enregistrés au niveau des électrodes Fp1 et Fp2, positionnées au-dessus des yeux, mais aussi au niveau des électrodes Fz, F3, F4, F7 et F8. En revanche, FC1, FC2, FC5 et FC6 sont presque indemnes de l'influence des clignements. Les signaux reconstruits sont clairement nettoyés de l'activité EEG. \mathbf{X}_{eye} Fp1 et Fp2 présentent un pattern typique de clignement oculaire, tandis que, dans les signaux originaux, le pattern de clignement est perturbé par les ondes EEG. La méthode permet une bonne reconstruction du signal d'activité oculaire à partir du signal EEG, comme illustré par la figure 5.3 C (\mathbf{X}_{eye} Fp1) et D, qui présente l'EOGV. La forme des deux signaux est très similaire, bien que leur amplitude soit différente.

Les clignements ont été extraits en fixant le seul paramètre d'ajustement, κ , à 10. La même valeur est utilisée pour tous les sujets. Les résultats sont présentés dans la figure 5.4, chaque point représentant le taux de vrais positifs en fonction du taux de faux positifs pour un sujet donné. Les résultats sont très bons, avec 89% de bonnes détections et 3% de fausses alarmes en moyenne. Les performances sont similaires quel que soit le sujet considéré, sauf pour le sujet 5 dont les résultats sont les moins bons. Ceci montre que la méthode peut être appliquée sans aucun calibrage préalable pour une grande majorité d'individus nouveaux. Bien que l'impact de l'activité oculaire sur les signaux EEG frontaux puisse varier d'un sujet à l'autre, l'utilisation d'un seuillage adaptatif permet aux parties du signal qui sortent clairement du bruit, i.e. les clignements, d'être automatiquement sélectionnées. Il faut noter que les différents participants ne présentaient pas les mêmes caractéristiques de clignement. Le nombre de clignements pendant

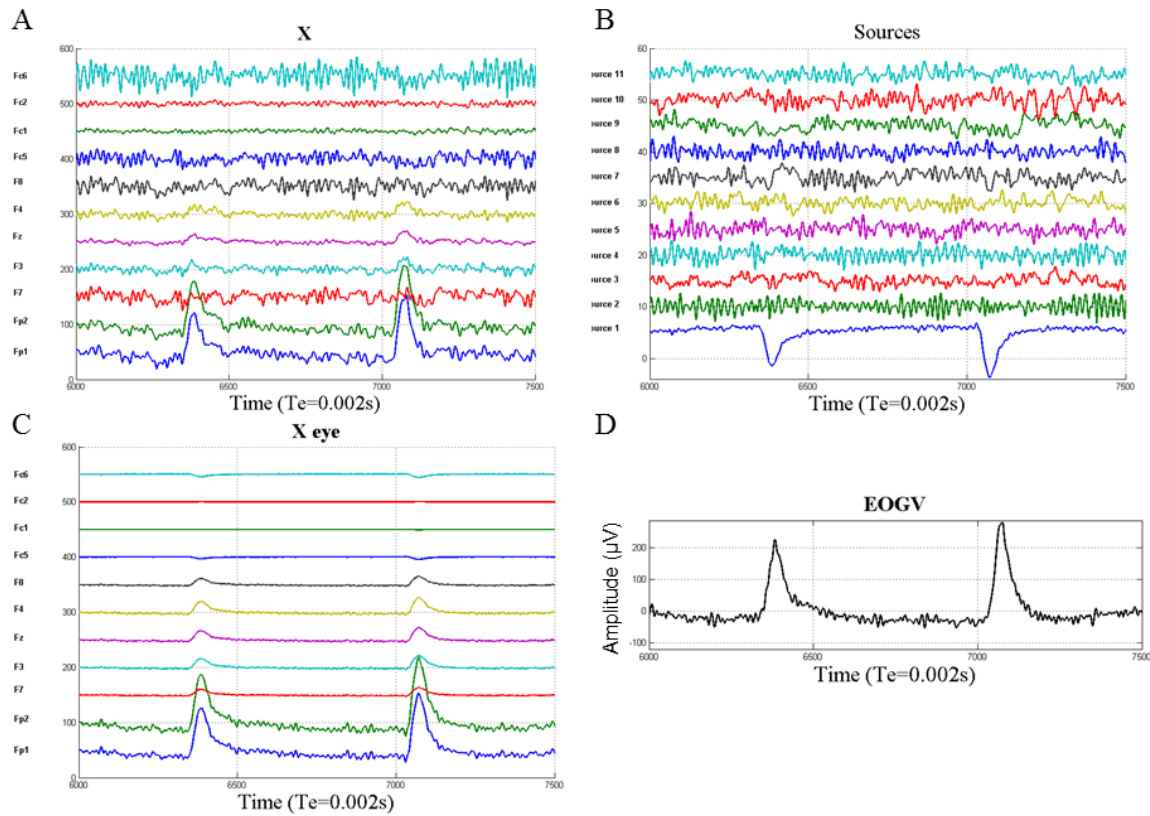


FIGURE 5.3 – A. Exemple de signaux enregistrés. B. Sources obtenues grâce à l’algorithme SOBI sur les signaux précédents. C. Signal obtenu dans l’espace des capteurs en rétrojetant la source identifiée comme oculaire (ici source 1 dans B). D. Signal de référence (EOGV) pour la même période d’enregistrement.

l’enregistrement de 90 minutes varie de 671 pour le sujet 5, à 2913 pour le sujet 2. Les moins bonnes performances ont été obtenues avec les données du sujet 5, avec en moyenne 70% de bonnes détections et 6% de fausses alarmes. Le sujet 5 clignait peu et ses clignements présentaient une amplitude plutôt faible. Une analyse des clignements manqués par la méthode a montré que la plupart de ceux-ci sont des clignements pour lesquels l’amplitude EOGV ne dépasse pas 150 μV . Au contraire, les clignements de grande amplitude sont très bien détectés.

Caractérisation des clignements

Les résultats de caractérisation des clignements obtenus pour les 11 sujets sont présentés grâce à des diagrammes de quartiles dans la figure 5.5. Pour chaque diagramme, la marque centrale est la médiane, les bords sont les 25^{ème} et 75^{ème} percentiles, et les moustaches vont jusqu’aux données les plus extrêmes qui ne sont pas considérées comme données aberrantes, tandis que les données aberrantes sont indiquées par des croix. Les diagrammes résument les coefficients de corrélation obtenus pour chaque sujet entre les caractéristiques extraites de l’EEG et de l’EOGV. Les résultats sont prometteurs, avec des coefficients de corrélation allant jusqu’à 0,81 en moyenne. En particulier, les coefficients de corrélation de l’amplitude, la durée (D, D50 et D80), la vitesse moyenne de fermeture et la vitesse maximale de fermeture, qui sont des paramètres très pertinents pour le suivi de la fatigue mentale, sont supérieurs à 0,88 en moyenne. Étant donné que ces paramètres sont très corrélés, des indicateurs basés sur ces paramètres de clignements extraits

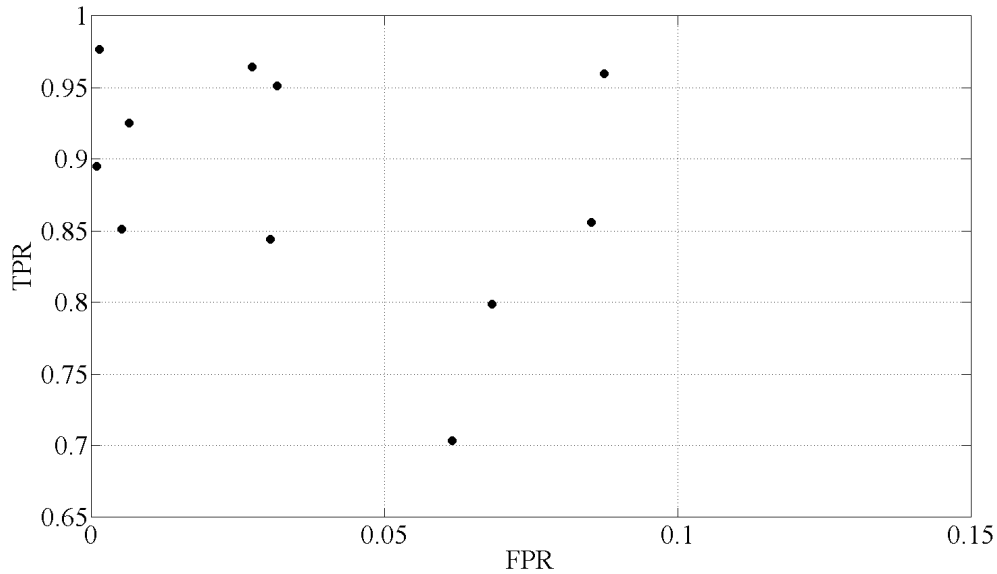


FIGURE 5.4 – Détection des clignements : Taux de vrais positifs (TPR) en fonction du taux de faux positifs (FPR) pour chaque participant.

de l'EOGV ou de l'EEG pour un suivi en ligne devraient évoluer de la même manière dans le temps. Le fait que ces paramètres, dont l'amplitude, soient bien corrélés montre l'importance de rétroprojeter les données dans l'espace des capteurs. En effet, l'amplitude de clignement calculée dans l'espace des sources n'est que peu corrélée à l'amplitude du clignement en EOGV (environ 0.60). Les moins bons résultats ont été obtenus pour le sujet 5, dont les clignements étaient petits et courts.

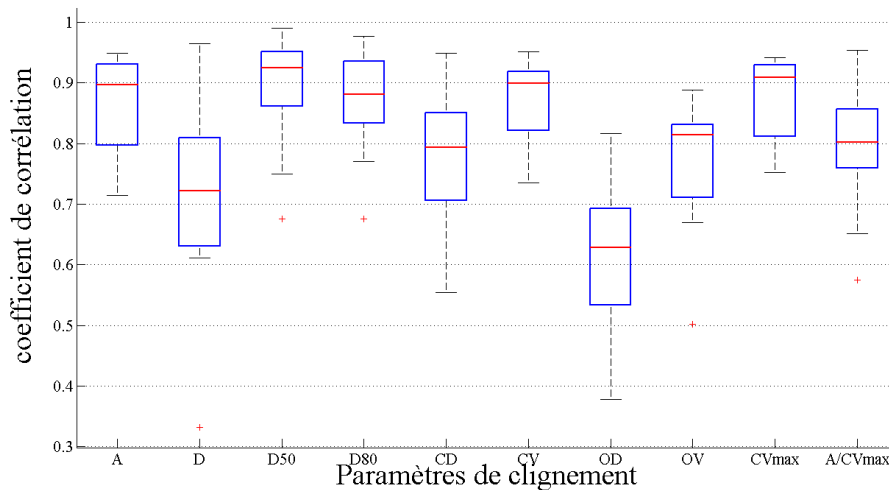


FIGURE 5.5 – Distribution des coefficients de corrélation entre les paramètres extraits de l'EOGV et ceux extraits de l'EEG.

Utilisation pour suivre l'état de fatigue mentale

Une illustration de l'évolution temporelle des paramètres de clignement calculés pour l'un des sujets - celui présentant les moins bons résultats - est donnée par la figure 5.6. Les pa-

ramètres présentés sont les suivants : la fréquence de clignement calculée sur des fenêtres non chevauchantes d'une minute (i.e. 3 segments temporels successifs), l'amplitude moyenne sur des fenêtres non chevauchantes d'une minute, la durée moyenne à 50%, ainsi qu'un **index potentiel de fatigue mentale**, à savoir le produit de la fréquence normalisée par l'amplitude normalisée par la D50% normalisée. La variable normalisée est calculée comme la valeur de la variable divisée par la valeur mesurée pendant la 1^{ère} minute d'enregistrement.

Ceci nous donne donc un index de fatigue mentale basé sur des paramètres d'activité oculaire qui nous renseigne sur les périodes de fermeture des yeux. Plus les clignements sont fréquents ou longs, plus l'indicateur est élevé. Chaque variable est divisée par sa valeur initiale afin de la faire peser de la même manière dans le calcul de l'index et d'avoir des index comparables entre EOGV et EEG. Ainsi, pendant la 1^{ère} minute d'enregistrement, l'index vaut 1. L'index peut être vu comme un index en ligne qui compare l'état de fatigue actuel du sujet avec l'état estimé pendant la 1^{ère} minute, lorsque le sujet n'a passé aucun temps sur la tâche. On peut voir sur la figure que les paramètres estimés grâce au signal EOGV, ou aux signaux EEG, ont la même évolution. Les fréquences de clignement sont très similaires. L'amplitude évolue de la même manière mais avec une valeur différente selon qu'elle est extraite de l'EOGV ou de l'EEG. Les durées sont globalement similaires, sauf pour une valeur très différente à 19 minutes, ce qui est probablement dû à une erreur lors de la classification des sources. Quant aux index de fatigue mentale basés sur l'EEG et l'EOGV, ceux-ci évoluent de la même manière. Ils augmentent rapidement après 20 minutes passées sur la tâche, puis restent stables et ensuite augmentent encore jusqu'à la fin de l'expérience, ce qui confirme que l'état de fatigue mentale du sujet 5 a augmenté avec le temps passé sur la tâche.

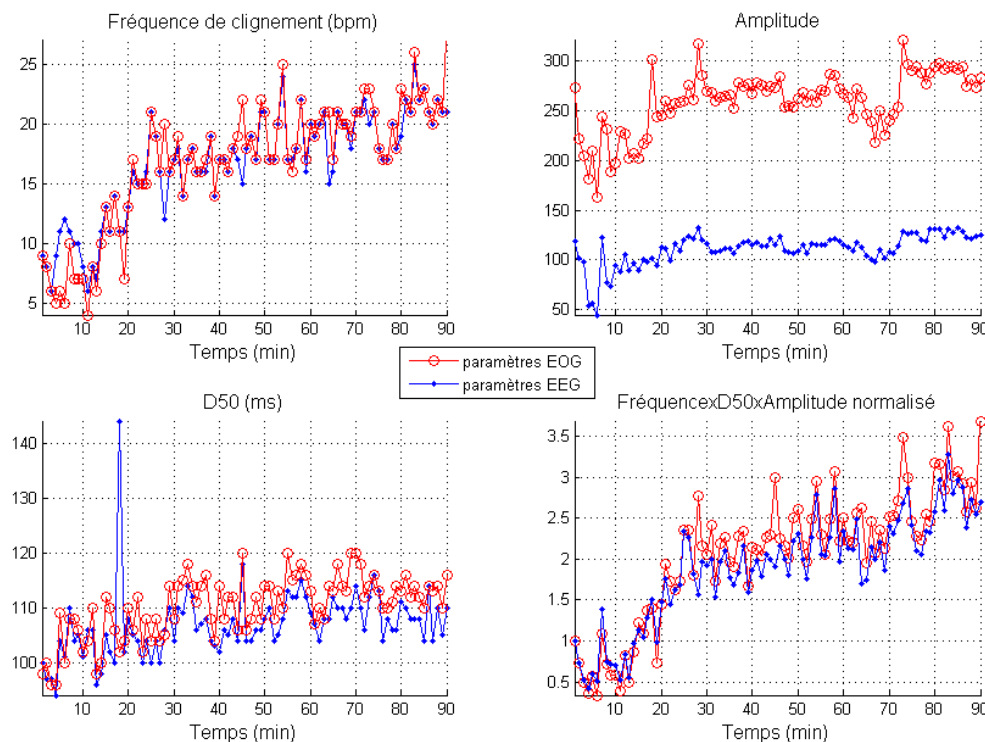


FIGURE 5.6 – Évolution temporelle des paramètres de clignement extraits des données EOGV et EEG du sujet 5. En haut à gauche : fréquence de clignement ; En haut à droite : amplitude ; En bas à gauche : durée ; En bas à droite : index de fatigue mentale.

5.2.5 Discussion des résultats

Une nouvelle méthode pour détecter et caractériser les clignements oculaires enregistrés au niveau du scalp par des électrodes EEG a été développée et validée. Le but premier de cette méthode est d'utiliser une information qui est habituellement supprimée des données EEG. Cette information concernant l'activité oculaire est particulièrement pertinente pour l'estimation de l'état de fatigue mentale. Étant donné que notre but est de caractériser les clignements oculaires - et non pas seulement de les détecter puisque cela peut être fait par le biais d'une simple dérivée fronto-polaire EEG-, cette méthode inclut une étape de séparation de sources, une classification de ces sources grâce à des caractéristiques temporelles, spatiales et fréquentielles, et une étape importante de rétroprojection dans l'espace des capteurs dans lequel est effectué le découpage des clignements via un seuillage adaptatif. Puis, les clignements sont caractérisés en calculant plusieurs paramètres liés à leurs caractéristiques temporelles.

Cette chaîne de traitement effectue la reconstruction de clignements à partir de l'EEG, clignements très similaires en forme à ceux extraits de l'EOGV, puisqu'ils ont été nettoyés de l'activité EEG. Cela nous permet donc de calculer des paramètres de clignement oculaire tels que des paramètres de vitesse de fermeture qui sont très utiles pour détecter des états de fatigue et d'hypovigilance. Les points forts de cette chaîne sont son utilisation sujet-indépendante, et l'absence de période de calibrage. Les données sont traitées en ligne : 20 s de signal sont enregistrées et tout le processus est appliqué sur ce segment temporel, de la séparation de sources, à la caractérisation des clignements. L'information est alors mise à jour toutes les 20 s. Toutefois, il serait possible de rendre ce processus plus rapide en utilisant des fenêtres chevauchantes, e.g. avec des chevauchements de 10 s.

La méthode a été validée en comparant ses performances avec celles obtenues avec un signal de référence, le signal EOGV. La performance de détection moyenne était très élevée, avec un taux moyen de bonnes détections de 89% et un taux moyen de 3% de fausses alarmes. Ces résultats sont très encourageants car obtenus pour 11 sujets, présentant différents patterns de clignement, lors d'une tâche prolongée de charge en mémoire de travail. De très bonnes performances de caractérisation ont aussi été obtenues, avec une corrélation moyenne de 0,83 entre les paramètres extraits de l'EOGV et ceux extraits de l'EEG. Les corrélations les plus hautes ont été obtenues pour la vitesse instantanée maximale de fermeture, la vitesse de fermeture et l'amplitude. Les plus basses corrélations ont été obtenues pour la durée d'ouverture. Ce dernier résultat peut s'expliquer par l'incertitude à déterminer le paramètre temporel te_i reflétant la fin du clignement, du fait du bruit important impactant le signal EEG reconstruit. Néanmoins, les caractéristiques d'amplitude et de durée sont tout de même très bien estimées par la méthode.

Ces bons résultats montrent que les étapes de séparation de sources et de classification fonctionnent bien. Les caractéristiques proposées analysent le signal source dans le domaine temporel par le biais de mesures de l'aplatissement, de symétrie, et du ratio de percentiles. Ces mesures ne considèrent pas l'amplitude du signal, mais uniquement la forme de sa distribution. Les sources EEG (non oculaires - NOA) présentent un comportement gaussien, tandis que les clignements rendent la distribution des sources oculaires (OA) asymétrique. Le ratio de fréquences analyse les sources dans le domaine fréquentiel. Les clignements oculaires provoquent une augmentation de puissance dans les bandes delta et thêta ([0-8] Hz), ce qui rend le ratio des basses fréquences sur l'ensemble des fréquences plus important pour les sources OA. Enfin, la dispersion et la propagation sont des caractéristiques extraites de la matrice de mélange \mathbf{A} . Celles-ci analysent comment les signaux sont reconstruits à partir des sources. L'amplitude des clignements est plus importante que celle des ondes EEG. C'est pourquoi les coefficients des sources OA sont plus élevés que ceux des sources NOA. D'après les résultats obtenus, les caractéristiques proposées semblent être indépendantes du sujet. En effet, la base d'apprentissage n'était formée que de seg-

ments sélectionnés d'un même sujet, au début de l'expérience. Les résultats d'un sujet à l'autre sont très comparables. Bien que les paramètres de clignement varient avec la fatigue mentale, les caractéristiques choisies pour effectuer l'identification des sources OA sont restées discriminantes, même après un long temps passé sur la tâche. Aucune dégradation de performance n'a été observée à la fin de l'expérience lorsque le niveau de fatigue mentale était élevé comme attesté par les indices comportementaux.

Enfin, l'utilisation du seuillage adaptatif, recalculé pour chaque segment temporel, rend le système auto-régulé. Le niveau de bruit est évalué grâce à la médiane de la différence absolue à la médiane de la fenêtre. La valeur de κ est fixée à 10, ce qui signifie que les clignements sont détectés en tant que données aberrantes importantes. Le système est capable de détecter, pour chaque fenêtre de 20 s, si le sujet a cligné ou non. En effet, pour certains sujets dont le taux de clignement est faible, il peut arriver qu'aucun clignement ne soit présent dans la fenêtre. Cette absence de clignement est détectée soit lors de l'étape de classification, durant laquelle aucune source n'est classée comme OA, soit lors du seuillage adaptatif, durant laquelle aucune portion du signal ne dépasse le seuil.

Une limite de ce travail peut être le nombre de sujets utilisés pour valider la méthode. Seules les données de 11 sujets étaient disponibles pour cette validation au moment de la réalisation de cette étude. Toutefois, les enregistrements cumulés duraient 990 minutes, et la fatigue mentale a effectivement augmenté pour chacun de ces sujets comme démontré par les indices comportementaux (annexe C). Les résultats obtenus peuvent donc être considérés comme suffisants pour une preuve de concept.

Ces travaux ont donné lieu au dépôt d'un brevet et à la publication d'un article de journal (voir annexe G).

5.3 Estimation basée sur des marqueurs cérébraux et cardiaques

Dans le but d'estimer la fatigue mentale d'un opérateur, la section suivante détaille deux études réalisées à partir d'autres mesures électro-physiologiques non-invasives que l'EOG. Il s'agit de l'EEG et de l'ECG. Dans un premier temps, l'intérêt de telles mesures est abordé, puis la méthodologie générale commune à ces deux études est détaillée, ensuite l'étude concernant les mesures d'EEG spontané est présentée, puis celle concernant l'ECG. Enfin, les résultats obtenus dans ces deux études sont discutés.

5.3.1 Intérêt

L'estimation fine de l'état de fatigue mentale généré par un temps passé sur la tâche croissant est cruciale pour des tâches à risque qui nécessitent une attention soutenue. Cette estimation peut être effectuée par le biais de différentes mesures électrophysiologiques telles l'EOG, l'ECG et l'EEG. Un avantage de l'ECG par rapport à l'EEG est son caractère pratique pour des mesures au quotidien. Toutefois, l'ECG comme l'EOG, bien que présentant des marqueurs très fiables, sont des mesures indirectes de l'état mental et sont en conséquence plus lentes que les marqueurs EEG. Ainsi, l'évaluation de la faisabilité d'utiliser des mesures ECG sur des **fenêtres temporelles très courtes** pourrait être bénéfique aux interfaces attentives à l'état physiologique des utilisateurs et pourrait ainsi empêcher les utilisateurs de prendre des décisions rapides et potentiellement erronées lorsqu'une fatigue mentale élevée est détectée. En conséquence, dans un premier temps nous avons étudié la pertinence de différents marqueurs EEG fréquentiels calculés sur une fenêtre très courte et de différentes chaînes de traitement inspirées des applications d'ICMS actives. Puis, dans un second temps, nous avons étudié l'influence du temps passé sur

la tâche et de la fatigue mentale qui en résulte sur des caractéristiques classiques d'ECG, puis nous avons évalué l'utilisabilité de celles-ci pour estimer la fatigue mentale lorsque celles-ci sont calculées sur des fenêtres temporelles courtes.

L'intérêt porté dans ce travail de thèse sur ces fenêtres courtes d'analyse vient de notre but d'évaluer différents marqueurs physiologiques pour une estimation très rapide d'états mentaux afin d'implémenter à terme un système réactif, et est également lié au protocole expérimental WAVE² utilisé pour recueillir ces données électrophysiologiques. Ce protocole a, en effet, été construit de sorte à pouvoir estimer à la fois les états de charge mentale, d'attention et de fatigue mentale. La durée des fenêtres utilisées dans la suite de ce chapitre est l'intervalle maximal que nous avons pu considérer pour évaluer la fatigue mentale sans impliquer l'influence i) des autres processus mentaux engagés lors de la tâche (processus de mémoire) et ii) des activités motrices requises par la tâche.

5.3.2 Méthodologie générale

Données : Les données électro-physiologiques analysées correspondent à celles recueillies grâce au protocole WAVE² (voir chapitre 4). Nos analyses se sont centrées sur l'estimation binaire de la fatigue mentale à partir des données recueillies lors des blocs expérimentaux 2 et 5 correspondants à des blocs de tâche contrôle. Ces blocs ont été choisis de sorte à limiter l'influence d'autres processus mentaux tels que l'attention sélective présente dans les blocs de tâche test. En outre, du fait, de la durée prolongée de l'expérience (1h31 au total), nous avons supposé que la fatigue mentale des participants devait être plus importante au 2^{ème} bloc de tâche contrôle qu'au 1^{er}. Ils réalisent 50 minutes de tâche test entre ces deux blocs, et la tâche est répétitive et peu stimulante. Nous avons donc supposé deux niveaux de fatigue selon le temps passé sur la tâche (court/long). Cette augmentation de la fatigue mentale a été validée aussi bien au niveau du ressenti des sujets, qu'au niveau comportemental. Les participants ont ainsi rapporté se sentir de plus en plus fatigué au fur et à mesure de la tâche grâce à l'échelle KSS ($F(2, 38) = 50,06, p < 0,01$). Comme illustré par la figure 5.7 A, cet effet du temps passé sur la tâche était linéaire ($F(1, 19) = 84,90, p < 0,01$ pour le polynôme linéaire ; n.s. pour le polynôme quadratique). Au niveau comportemental, comme illustré par la figure 5.7 B, les participants étaient plus lents à répondre à la tâche de détection avec l'augmentation du temps passé sur la tâche ($F(1, 19) = 8,84, p < 0,01$). Toutefois, aucun effet sur la justesse des réponses des tâches de détection et de reconnaissance n'était significatif, ni sur le temps de réponse de la tâche de reconnaissance. Pour un sujet donné, les deux blocs de tâche contrôle considérés dans les analyses des 2 études qui suivent duraient 10 minutes et contenaient 80 essais chacun.

Structure globale de la chaîne de traitement : Les deux études réalisées à partir des données EEG puis des données ECG utilisent la même structure globale de chaîne de traitement illustrée par la figure 5.8. Cette chaîne comprend une étape de pré-traitement des données (découpage, filtrage passe-bande, re-référencement, et éventuellement débruitage), une étape d'extraction des caractéristiques (avec des étapes potentielles de filtrage spatial et de sélection d'électrodes), une étape de classification sujet-dépendante par FLDA (avec estimation des matrices de covariance par "shrinkage"), et enfin une validation croisée décapartite ("10-fold" ; voir chapitre 2).

La méthode de partitionnement, de validation et de classification des données est exactement la même pour les deux études, c'est pourquoi nous les détaillons ci-après.

- Partitionnement et validation :

Certaines étapes de la chaîne sont tout d'abord calibrées sur les données de la base d'apprentissage, puis appliquées après coup aux données de la base test (voir étude EEG ou ECG),

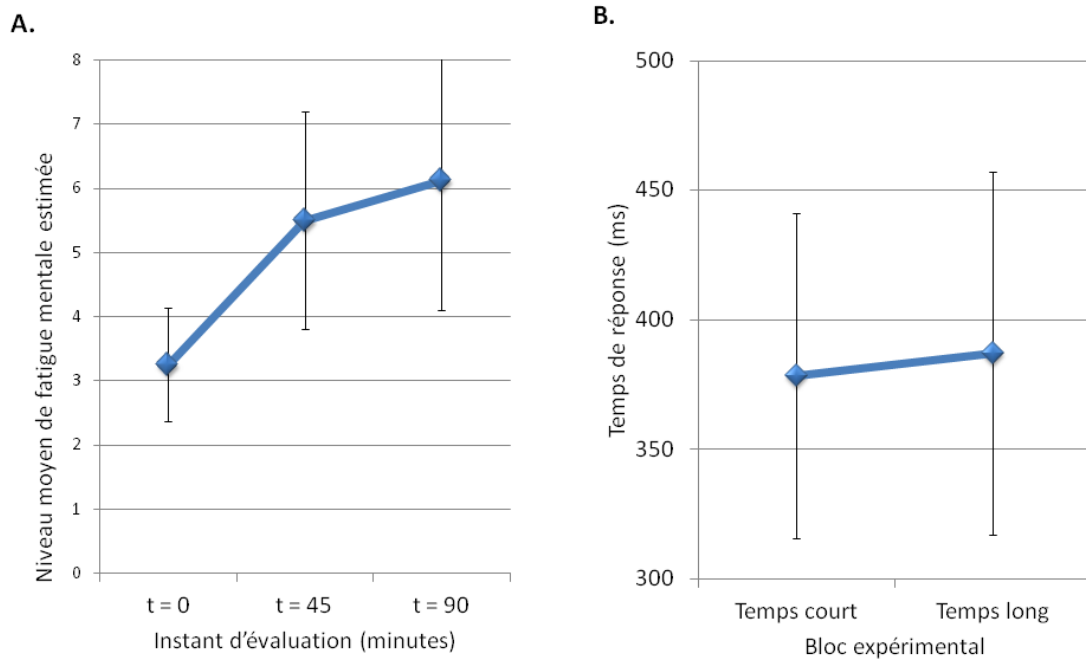


FIGURE 5.7 – A. Niveau de fatigue ressentie des participants via l'échelle KSS. B. Temps de réponse des participants à la tâche de détection des blocs contrôles.

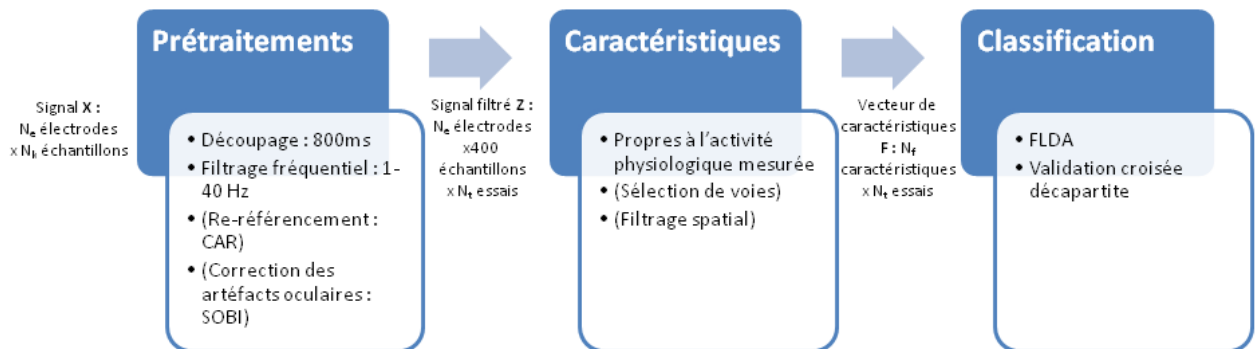


FIGURE 5.8 – Chaîne de traitement globale utilisée pour l'estimation de la fatigue mentale via des mesures d'EEG spontané ou d'ECG. Les étapes entre parenthèses correspondent à des étapes facultatives ou dépendant du type de mesure utilisée.

conjointement avec la phase de classification et de validation. Ce partitionnement a été effectué de la manière suivante : nous avons utilisé une **validation croisée décapartite** aléatoire (chapitre 2) pour sélectionner les données de la base d'apprentissage (\mathbf{F}_{train}), et les données de la base de test (\mathbf{F}_{test}). Pour chaque facteur que nous souhaitons estimer, nous avons ainsi partitionné pseudo-aléatoirement nos essais en 10 ensembles, un seul des dix blocs constituant la base de test à chaque permutation. La validation de la chaîne a ainsi été faite sur 1/10ème des données. Dans le cas de la fatigue mentale, nous avons donc 160 essais en tout pour les deux blocs de tâche contrôle, 80 de chaque niveau, et donc une base de test de 16 essais avec 8 essais de chaque niveau.

- Classification des caractéristiques :

Pour chaque essai test, après les étapes d'extraction de caractéristiques viennent celles de la

classification. On traduit alors notre vecteur de caractéristiques \mathbf{f} en un vecteur des labels estimés des essais $\hat{\mathbf{c}}$. Le classifieur est préalablement entraîné sur la base d'apprentissage (\mathbf{f}_{train}), puis appliqué sur la base de test (\mathbf{f}_{test}). L'hyperplan séparateur est appris par **FLDA** (voir chapitre 2), puis chaque élément de la base de test est classé selon sa position par rapport à celui-ci. On obtient donc comme vu précédemment $\hat{\mathbf{c}} = h(\mathbf{f}) = \text{sign}(\mathbf{w}^T \mathbf{f} - w_0)$. Notre vecteur de labels estimés $\hat{\mathbf{c}}$ est alors de dimensions $1 \times N_t$ (nombre d'essais), par exemple 1×160 dans le cas où les deux blocs de tâche contrôle sont considérés. Le critère de performance retenu est la proportion moyenne d'essais correctement classés.

Analyses statistiques : Pour ces deux études, les résultats obtenus ont été soumis à des tests statistiques afin d'évaluer leur pertinence. Ces analyses ont été effectuées sur :

- * Les caractéristiques extraites des données physiologiques, e.g. valeur moyenne du rythme cardiaque instantané sur chaque essai, afin de valider les modulations classiquement rapportées par la littérature ;
- * Les performances de classification, e.g. valeur moyenne de la classification de l'état de fatigue mentale sur chaque essai (pour les 10 partitions), afin d'évaluer la pertinence d'une chaîne de traitement plutôt qu'une autre pour estimer au mieux la fatigue mentale.

Les tests statistiques que nous avons utilisés sont classiquement employés en Neurosciences. Il s'agit des suivants :

- Tests d'analyse de la variance ou "ANOVA" : Il s'agit d'un test statistique permettant de déterminer si des données sont issues d'une même population (hypothèse nulle), et ainsi de déterminer si un ou plusieurs facteurs (variables indépendantes) modifie(nt) significativement nos données (variables dépendantes). Ce test est basé sur l'hypothèse que les données sont indépendantes, suivent toutes une loi normale et présentent une variance égale (homoscédasticité), ce qui est bien vérifié pour nos données. Il se base sur le calcul de scores F de Fisher.
- Tests post-hoc : Le test d'ANOVA permet uniquement de dire si un groupe de données est différent d'un autre, mais il ne permet pas d'effectuer des comparaisons multiples. Les test post-hoc tel que le Tukey permettent, en revanche, d'effectuer ces comparaisons multiples en réalisant un ajustement de l'erreur.
- T-tests : Le t-test (ou test de Student) de simple échantillon ("single-sample") est un test statistique permettant de déterminer si des données appartiennent à une distribution de référence. Pour nos études, il est utile afin d'évaluer si une performance de classification donnée est différente ou non du hasard.

Le seuil de significativité pour toutes les analyses présentées dans ce rapport est fixé à 0,05.

5.3.3 Étude basée sur l'activité EEG spontanée

L'activité EEG spontanée correspond à l'activité EEG non attribuable à une stimulation spécifique. Cette activité peut être caractérisée par des mesures fréquentielles, comme la puissance dans plusieurs bandes de fréquence, e.g. delta, thêta, alpha, bêta, gamma (voir chapitre 1). La fatigue mentale générée suite à un temps important passé sur la tâche se traduit classiquement par une augmentation de la puissance dans les bandes de fréquences basses (< 12 Hz), et une diminution dans les bandes de fréquences élevées (> 12 Hz) [85, 96, 80, 84, 82]. À notre connaissance, très peu d'études de la littérature ont été menées grâce à des mesures effectuées sur de courtes fenêtres d'analyse (voir chapitre 3). Or une estimation beaucoup plus rapide serait nécessaire à une implémentation dans des systèmes de surveillance, par exemple pour la conduite automobile.

Dans le cadre de cette étude, nous avons cherché à vérifier les modulations fréquentielles générées par la fatigue mentale, ainsi qu'à évaluer les possibilités d'estimer cette fatigue mentale sur la base de données fréquentielles obtenues sur des fenêtres temporelles très courtes (800 ms). De plus, cette étude vise aussi à évaluer l'utilité d'étapes de filtrage spatial, de sélection d'électrodes et de fusion de caractéristiques pour obtenir de meilleures performances de classification.

Chaîne de traitement utilisée

Les données des 20 sujets ayant réalisé le protocole WAVE² ont été analysées (9 femmes ; 25 +/- 3,5 ans en moyenne). Nous avons utilisé une chaîne de traitement qui inclut les étapes classiques de pré-traitement, extraction de caractéristiques et classification (figure 5.9), et ce, pour chaque sujet indépendamment. Ces trois étapes majeures sont détaillées dans les paragraphes qui suivent. De plus, la mise en œuvre de la chaîne de traitement nécessite plusieurs réglages (en gras et en italique dans la figure 5.9) qui sont réalisés à l'aide d'une base d'apprentissage composée d'exemples équi-répartis entre les deux classes à reconnaître. Ce partitionnement est détaillé conjointement avec l'étape de validation en fin de chaîne.

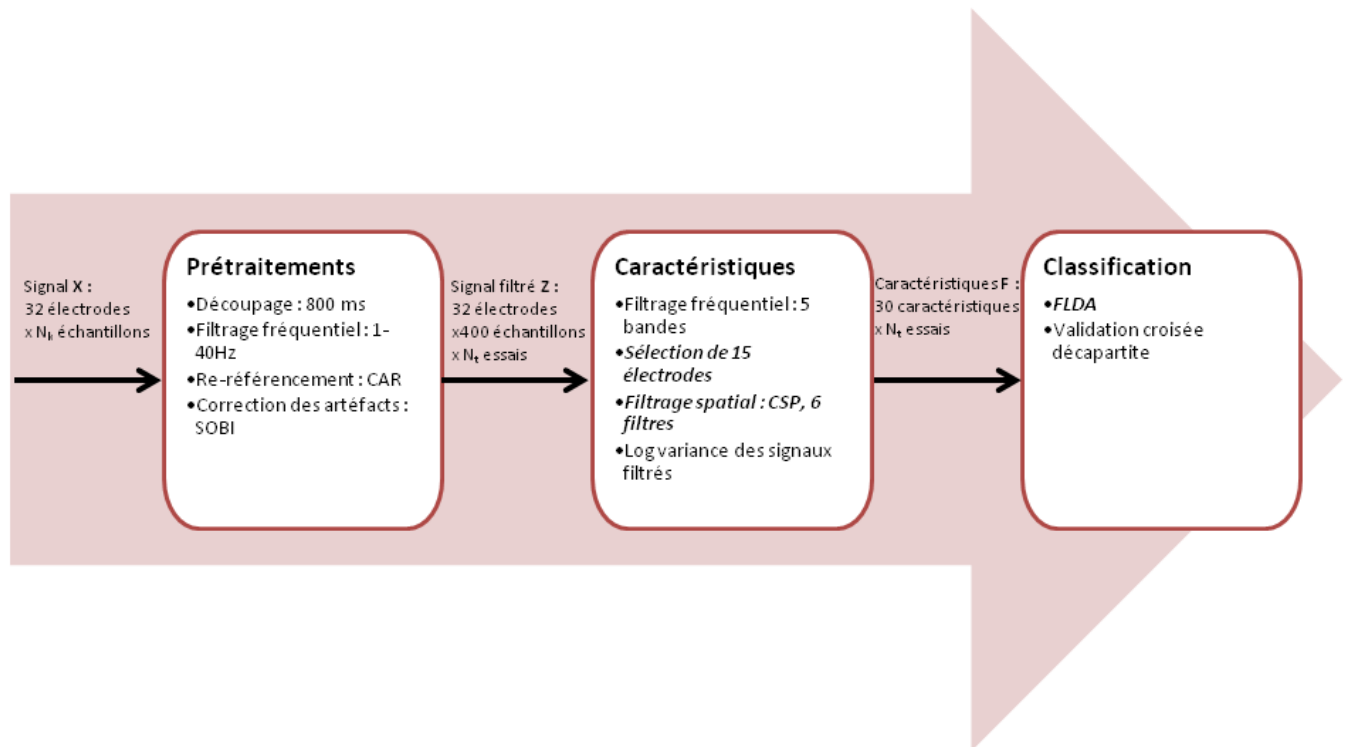


FIGURE 5.9 – Chaîne de traitement appliquée sur les données EEG de la tâche contrôle. *Les étapes en gras et en italique sont calibrées sur les essais de la base d'apprentissage puis appliquées sur les essais de la base de test.*

Pré-traitements : Nous avons utilisé le signal EEG enregistré à 500 Hz sur 32 électrodes¹ lors de la réalisation des deux blocs de tâche contrôle. Ce signal **X** est donc de dimensions 32x600000 (pour 20 minutes sur les 2 blocs). On lui applique alors les étapes suivantes :

1. F3/4, F7/8, FC1/2, FC5/6, Fp1/2, Fz, C3/4, CP1/2, CP5/6, Cz, T7/8, P3/4, P7/8, PO3/4, PO7/8, Pz, O1/2, Oz

- Extraction de segments de 800 ms correspondant à la croix de fixation avant la tâche de détection. Nous avons fait l'hypothèse que le signal de cette période de temps ne refléterait d'autre phénomène cognitif que le stockage en mémoire à court terme. L'identification de l'apparition de cette croix et de sa fin a été effectuée par l'utilisation de marqueurs envoyés sur le système d'acquisition EEG par le logiciel de stimulation Eprime par le port parallèle. Pour un essai, on obtient \mathbf{Z}_1 de dimensions 32×400 .
- Filtrage du signal entre 1 et 40 Hz grâce à un filtre de Butterworth d'ordre 5. Cette étape permet de supprimer les artéfacts liés à l'équipement et au courant (50 Hz). On obtient : $\mathbf{Z}_2 = f_{butter}(\mathbf{Z}_1)$ de dimensions 32×400 .
- Re-référencement à une électrode moyenne par le biais d'un filtre CAR (voir chapitre 2) : $\mathbf{Z}_3 = \mathbf{W}^T \mathbf{Z}_2$ avec $\mathbf{W} = \mathbf{I}_{N_e} - \frac{1}{N_e} \mathbf{U}_{N_e}$.
- Correction des artéfacts oculaires grâce à l'algorithme SOBI [45] (voir chapitre 2). On va procéder en trois étapes :
 - * Décomposer le signal en ses sources grâce à l'algorithme SOBI,
 - * Déterminer les sources d'origine artéfactuelle grâce au signal de référence EOG vertical,
 - * Annuler ces sources et reconstruire notre signal.

Ces étapes sont détaillées ci-dessous.

1) Décomposition du signal : grâce à un blanchiment des données et une décomposition en valeurs singulières de la matrice de covariance du signal avec un décalage temporel τ de valeur 10, SOBI nous permet d'obtenir la matrice de démêlage (voir chapitre 2) :

$$\mathbf{W} = \mathbf{U}^T \mathbf{W}_{blanc}^T \quad (5.14)$$

2) Détermination des sources artéfactuelles : Une fois $\tilde{\mathbf{Z}}$ obtenu grâce à \mathbf{W} , on cherche les sources les plus corrélées au signal EOG vertical \mathbf{x}_{EOGV} :

$$\mathbf{a} = \tilde{\mathbf{Z}} \mathbf{x}_{EOGV} \quad (5.15)$$

$$\mathbf{idx} = \text{sort}(|\mathbf{a}|) \quad (5.16)$$

avec $\mathbf{idx}(1)$ la source la plus corrélée au signal EOG vertical.

3) Débruitage et reconstruction du signal : Le nombre de sources n considérées comme artéfactuelles est problématique à déterminer. Nous avons choisi 10, valeur qui semblait fournir le meilleur compromis entre l'élimination des artéfacts oculaires et la conservation du signal EEG. On peut ainsi débruiter notre signal et le reconstruire :

$$\tilde{\mathbf{Z}}(\mathbf{idx}(1:n), :) = 0 \quad (5.17)$$

$$\mathbf{Z}_4 = \mathbf{W}^{-1} \tilde{\mathbf{Z}} \quad (5.18)$$

Suite à ces différentes étapes de pré-traitement, nous avons obtenu un signal \mathbf{Z} de dimensions 32×400 pour un essai (ou $32 \times 400 \times N_t$ pour tous les essais).

Extraction de caractéristiques : Après les étapes de pré-traitement du signal, viennent celles permettant l'extraction des caractéristiques. À partir du signal pré-traité \mathbf{Z} , nous obtenons la matrice de caractéristiques \mathbf{F} grâce aux étapes suivantes :

- Filtrage fréquentiel : Le signal est filtré dans les bandes delta [1-4 Hz], thêta [4-8 Hz], alpha [8-12 Hz], bêta [12-30 Hz] et gamma [30-40 Hz] grâce à des filtres de Butterworth d'ordre 5. Pour chacune de ces bandes, on obtient donc une matrice de signal filtré de dimensions 32×400 , par exemple $\mathbf{F}_{1,\alpha}$ dans le cas de la bande alpha.
- Sélection d'électrodes : Pour chacune des matrices obtenues suite à l'étape précédente - et pour chaque sujet, on cherche les 15 électrodes maximisant la discriminabilité des niveaux de charge à partir de tous les essais. Cette sélection d'électrodes est effectuée grâce à la méthode basée sur la géométrie Riemannienne développée par Barachant et collaborateurs [25] (voir chapitre 2). Le nombre de 15 a été choisi car il permettait d'obtenir des résultats corrects en estimation de la charge mentale et surtout assez homogènes entre les sujets. On obtient donc pour chacune des bandes, une matrice de dimensions réduites 15×400 , par exemple pour la bande alpha : $\mathbf{F}_{2,\alpha}$.
- Filtrage spatial par CSP : Un filtrage spatial par CSP (voir chapitre 2) est effectué pour chacune des bandes. On détermine les filtres spatiaux uniquement à partir des essais de la base d'apprentissage. Les filtres spatiaux sélectionnés sont les trois paires de composantes maximisant la variance des signaux d'une classe et minimisant celle des signaux de l'autre classe. Cette sélection se fait sur la base de leurs valeurs propres : les trois présentant des valeurs propres les plus élevées, et les trois présentant des valeurs propres les plus faibles sont ainsi sélectionnées. On applique ensuite la matrice de filtres \mathbf{W}_{CSP} à la fois sur les essais d'apprentissage et sur les essais tests. Pour chaque bande, on obtient donc une matrice de signal filtré spatialement par CSP de dimensions 6×400 , par exemple pour le signal dans la bande alpha : $\mathbf{F}_{3,\alpha}$. Ensuite, on obtient nos caractéristiques pour chaque bande en extrayant le logarithme de la variance de chacune de ces matrices : $f_{\alpha,e'} = \log(\text{var}(\mathbf{F}_{3,\alpha,e'}))$, ce qui nous donne un vecteur de dimensions 6×1 pour chaque bande (et chaque essai).

En concaténant les vecteurs de caractéristiques de chaque bande, on obtient notre vecteur final de caractéristiques \mathbf{f} de dimensions 30×1 (6 filtres \times 5 bandes, pour un essai).

Caractéristiques supplémentaires : Afin d'évaluer si certaines caractéristiques utilisées dans la littérature étaient pertinentes pour notre estimation sur fenêtres courtes, nous avons aussi extrait et testé des classifieurs basés sur les caractéristiques suivantes :

- La puissance moyenne absolue et relative dans les bandes : La puissance moyenne est extraite par la méthode du périodogramme moyenné de Welch, avec recouvrement de 50%. Nous ne les avons testées qu'isolément. Après sélection des 15 électrodes comme pour la chaîne principale, pour chaque essai, pour une bande donnée, notre vecteur de caractéristiques est donc de dimensions 15×1 .
- Le signal filtré dans les bandes, et filtré par CSP de la même manière que précédemment, mais sans concaténation (pas de fusion de caractéristiques). Chaque bande est testée individuellement. Pour chaque essai, pour une bande donnée, notre vecteur de caractéristiques est donc de dimensions 6×1 (6 filtres spatiaux).

Partitionnement, classification et validation : Après les étapes d'extraction de caractéristiques vient celle de la classification. Pour cela, les données ont été partitionnées en base de test et d'apprentissage grâce à une validation croisée décapartite comme présenté dans la section Méthodologie générale. Grâce à une classification par FLDA, on traduit alors notre vecteur de caractéristiques \mathbf{f} en un vecteur des labels estimés des essais $\hat{\mathbf{c}}$. L'hyperplan séparateur est estimé grâce à la base d'apprentissage, puis sert à classer la base de test. Notre vecteur de labels estimés $\hat{\mathbf{c}}$ est alors de dimensions $1 \times N_t$ (avec N_t essais). Nous avons utilisé ces étapes de classification

et validation pour différents vecteurs de caractéristiques :

- * le vecteur \mathbf{f}_{Fusion} (30×1) contenant la log variance des signaux filtrés par les 6 filtres spatiaux pour chacune des 5 bandes, concaténées ;
- * le vecteur $\mathbf{f}_{\alpha_{CSP}}$ (6×1) contenant la log variance des signaux filtrés par les 6 filtres spatiaux, pour chaque bande de fréquence (e.g. ici la bande α) ;
- * le vecteur $\mathbf{f}_{\alpha_{moy}}$ (15×1) contenant la puissance moyenne pour les 15 électrodes sélectionnées, pour chaque bande de fréquence (e.g. ici la bande α) ;
- * le vecteur $\mathbf{f}_{\alpha_{rel}}$ (15×1) contenant la puissance relative pour les 15 électrodes sélectionnées, pour chaque bande de fréquence (e.g. ici la bande α).

Il faut noter que les électrodes sélectionnées pour chaque sujet sont identiques pour les différentes versions de la chaîne de traitement. Le critère de performance retenu est la proportion moyenne d'essais correctement classés. Les analyses statistiques réalisées sont celles présentées dans la Méthodologie générale, et les résultats obtenus sont décrits dans la partie suivante.

Résultats

Au niveau physiologique, les analyses statistiques ont révélé une augmentation significative de la puissance dans la bande alpha, et surtout la bande alpha basse (8-10 Hz) avec le temps passé sur la tâche et ce, pour toutes les électrodes médianes telles que les électrodes fronto-centrales ($p < 0,05$; voir figure 5.10). La puissance des bandes delta, thêta et bêta augmentait aussi significativement pour les électrodes Cz, CPz et Pz ($p < 0,05$). La figure 5.11 illustre cette augmentation de la puissance dans les bandes de fréquences basses, ainsi qu'en bêta pour un sujet au niveau de l'électrode Cz.

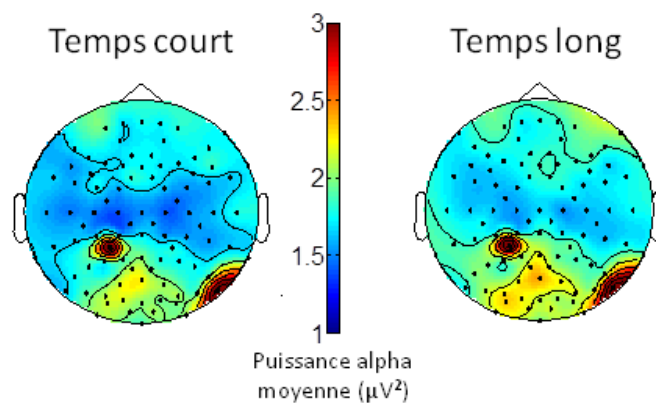


FIGURE 5.10 – Puissance alpha moyenne selon le temps passé sur la tâche pour notre fenêtre courte d'analyse, à travers les sujets.

En ce qui concerne les performances de classification obtenues grâce aux différentes caractéristiques et chaînes de traitement associées testées dans cette étude, celles-ci sont illustrées par la figure 5.12, et détaillées avec les valeurs d'écarts-types dans le tableau 5.1. Toutes les performances sont significativement supérieures au hasard ($p < 0,05$). Les meilleures performances sont obtenues grâce aux bandes thêta, alpha et bêta avec filtrage spatial par CSP - respectivement 95%, 96% et 100%-, et, grâce à la chaîne avec sélection d'électrodes, filtrage par CSP et fusion des caractéristiques extraites des 5 bandes on obtient 98%. Ces chaînes donnent des performances significativement meilleures que les autres ($p < 0,001$), et ne sont pas différentes entre elles ($p = 0,41$). Ceci montre bien l'intérêt de l'étape de filtrage spatial par CSP afin d'atteindre de très hautes performances lors de l'utilisation d'une fenêtre d'analyse courte, alors que l'étape

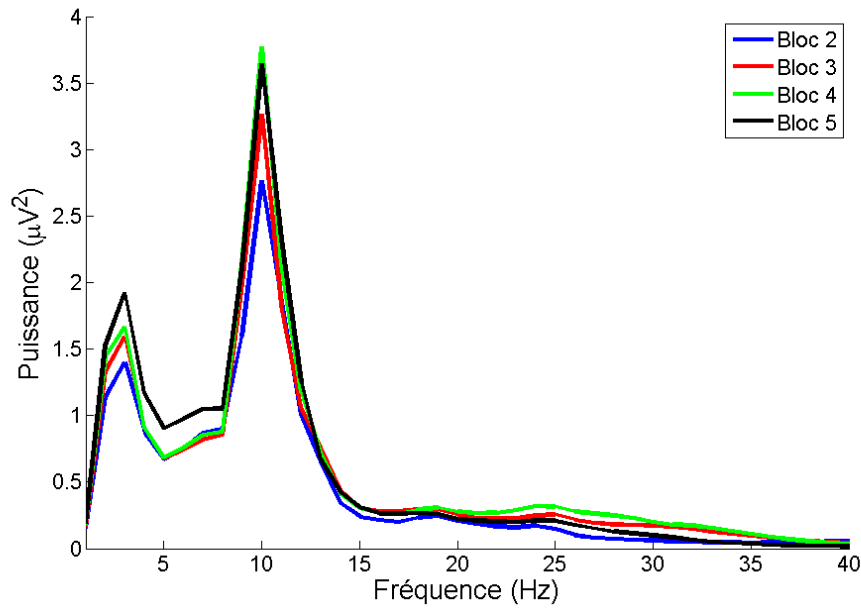


FIGURE 5.11 – Spectre moyen par bloc de tâche pour un sujet au niveau de l'électrode Cz illustrant l'augmentation de l'activité dans les bandes delta, thêta, alpha et bêta avec l'augmentation du temps passé sur la tâche.

de fusion de caractéristiques ne semble pas nécessaire à l'obtention de performances de classification élevées pour cet état mental donné. L'étape de filtrage spatial accentue l'information des différentes électrodes avant l'extraction des caractéristiques fréquentielles. À notre connaissance, cette étude est la première qui évalue l'intérêt d'utiliser une combinaison d'une étape de sélection d'électrodes et d'une étape de filtrage spatial pour estimer la fatigue mentale. De plus, ces résultats sont meilleurs que ceux rapportés dans la littérature lorsque la fatigue est estimée sur de courts segments - 85% sur une seconde [121], et donnent des performance optimales en termes de justesse de classification.

TABLE 5.1 – Détail des performances moyennes de classification de la fatigue mentale en pourcentages selon la caractéristique utilisée (*moyenne (en gras), écart type (entre parenthèses)*).

Bande de fréquence	Filtres CSP	Puissance relative	Puissance moyenne	Ratio thêta/alpha	Fusion
delta	61 (7)	58 (5)	74 (7)	58 (5)	98 (2)
thêta	95 (5)	65 (9)	78 (9)		
alpha	96 (6)	63 (9)	75 (8)		
beta	100 (1)	68 (9)	84 (8)		
gamma	60 (3)	76 (6)	80 (9)		

Plus en détails, concernant l'utilisation des bandes isolément avec filtrage spatial, la capacité de discrimination de la bande delta est plus faible que celle des autres bandes de manière générale, ce qui montre que la fatigue mentale ne peut pas être correctement estimée en utilisant cette bande de fréquence uniquement. Toutefois, ces performances faibles peuvent s'expliquer par la durée très courte de la fenêtre d'analyse (800 ms), qui ne permet pas une bonne estimation des ondes delta. À l'opposé, les performances obtenues grâce à la bande bêta sont optimales, avec 100% de bonnes classifications, et seulement 1% d'écart-type, dans la chaîne incluant un filtrage par CSP. La performance la plus faible obtenue grâce à cette bande est alors de 97% pour un sujet. Les patterns spatiaux moyens des 3 premiers filtres CSP obtenus pour les bandes

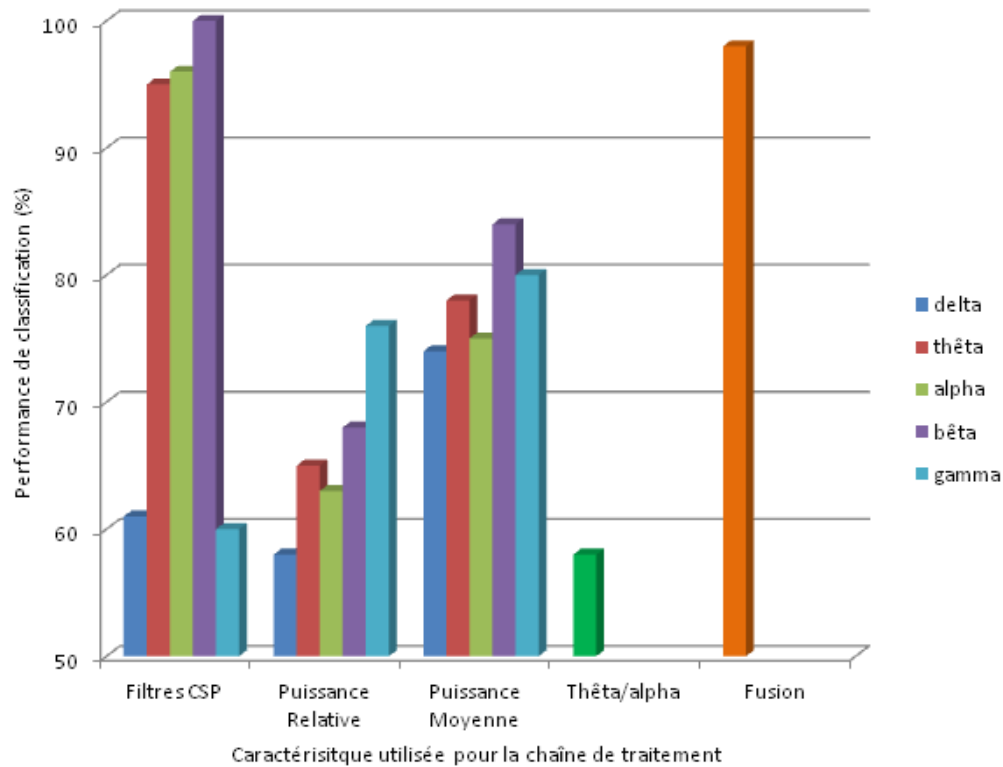


FIGURE 5.12 – Performances moyennes de classification de l'état de fatigue mentale selon la caractéristique utilisée dans la chaîne de traitement, à travers les participants.

alpha et bêta (qui donnent les meilleures performances) sont illustrés par la figure 5.13. On voit que l'activité des sites fronto-temporaux est prise en compte pour la discrimination de la fatigue mentale grâce à la bande bêta, tandis que pour la bande alpha ce sont les sites pariéto-occipitaux dans une moindre mesure.

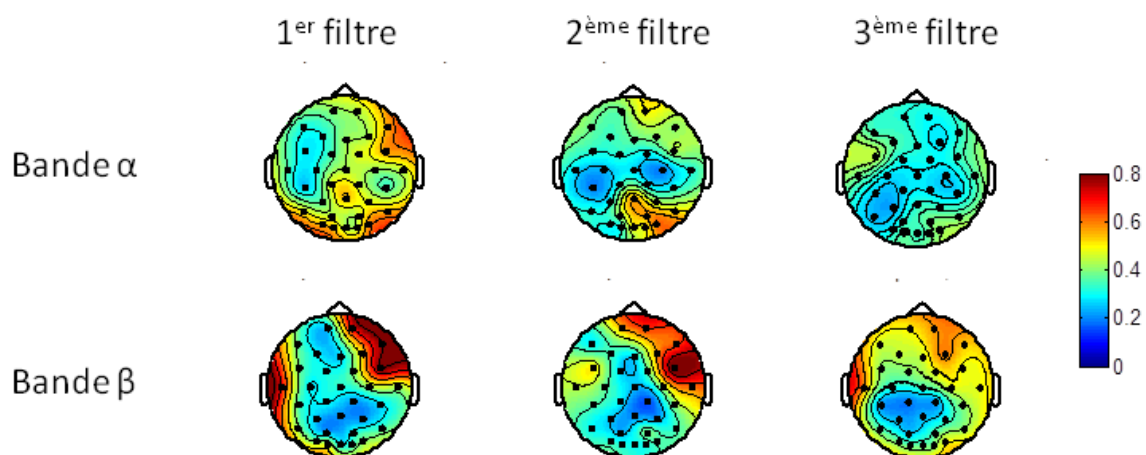


FIGURE 5.13 – Distributions topographiques des patterns spatiaux moyens à travers les sujets pour les 3 premiers filtres CSP obtenus pour les bandes alpha et bêta.

Dans le cas où aucun filtrage spatial n'est effectué, ce qui correspond à une chaîne de traite-

ment traditionnelle, le taux de bonnes classifications est alors dégradé d'environ 15% pour toutes les bandes, sauf pour la bande delta dont les performances étaient déjà faibles. En plus d'une baisse de performance moyenne, l'écart-type augmente, ce qui montre que les performances sont alors plus variables d'un sujet à l'autre. La chute de performance dans les bandes thêta, alpha et bêta montre bien l'utilité du filtrage spatial par CSP dans la chaîne de traitement.

Enfin, les résultats obtenus grâce à des puissances relatives, ou ratios, sont dégradés comparativement à ceux obtenus grâce aux puissances absolues. Les meilleures performances sont toutefois encore obtenues grâce à la bande bêta, mais seulement 68% des essais sont correctement classés, avec un écart-type qui monte à 9%. Ceci montre que l'information concernant l'énergie du signal, qui est perdue lorsque l'on utilise des puissances relatives, est pertinente pour détecter une augmentation de la fatigue mentale.

5.3.4 Étude basée sur l'activité ECG

Comme vu précédemment, les mesures d'activité cardiaque sont utiles pour caractériser différents états mentaux, dont les états de fatigue. Dans cette section, nous avons testé la faisabilité d'estimer la fatigue mentale sur des segments temporels d'analyse courts de 5 s à partir de caractéristiques ECG classiquement utilisées dans la littérature, à savoir le rythme cardiaque instantané et la variabilité cardiaque (voir chapitre 2). Ces deux marqueurs physiologiques sont sensibles à la fatigue. Les résultats classiquement rapportés avec l'augmentation de la fatigue sont, dans le domaine temporel, une diminution du rythme cardiaque [130, 107, 108] et une augmentation de la variabilité cardiaque [109], et dans le domaine fréquentiel, une augmentation de la composante haute fréquence de la variabilité cardiaque [111, 112, 82], et, selon les auteurs, une augmentation [111] ou une diminution [109] de sa composante basse fréquence.

Les deux sous-parties suivantes présentent, d'une part, la chaîne de traitement utilisée pour effectuer l'estimation de la fatigue mentale, avec le détail des analyses statistiques appliquées sur les caractéristiques et sur les performances de classification, et d'autre part, les résultats obtenus.

Chaîne de traitement utilisée

Seules les données ECG de 19 sujets sur les 20 ayant réalisé le protocole WAVE ont été analysées (9 femmes : 24,9 +/- 3,7 ans en moyenne). En effet, un sujet a été exclu des analyses en raison d'un signal ECG trop bruité. La chaîne de traitement utilisée sur les signaux ECG est assez similaire à celle décrite préalablement pour l'EEG. En effet, elle inclut les mêmes grandes étapes, reprises dans la figure 5.14, à savoir des étapes de pré-traitement, d'extraction de caractéristiques, et de classification.

Pré-traitements : Les données ECG des deux blocs contrôles ont été analysées. Un seul canal ECG a été mesuré. Le signal brut \mathbf{x} est donc de dimensions $1 \times N_k$ à l'entrée de la chaîne de traitement (pour 20 minutes sur les 2 blocs). Ce signal subit alors les traitements suivants :

- Extraction de segments de 5 s depuis l'avant-dernier chiffre à mémoriser, jusqu'à la fin de l'essai (voir figure 5.15). La durée des segments a été définie de sorte à contenir au moins quatre battements, et à avoir la même durée de segments entre les conditions de charge différentes. En effet, pour effectuer des mesures de variabilité cardiaque, la durée des segments analysés doit être identique quel que soit le contexte expérimentale [31]. Pour un essai, on obtient donc \mathbf{z}_1 de dimensions 1×2500 .
- Filtrage du signal entre 1 et 40 Hz grâce à un filtre de Butterworth d'ordre 5, afin de supprimer les artéfacts liés à l'équipement et au courant. On obtient donc notre signal filtré \mathbf{z}_2 .

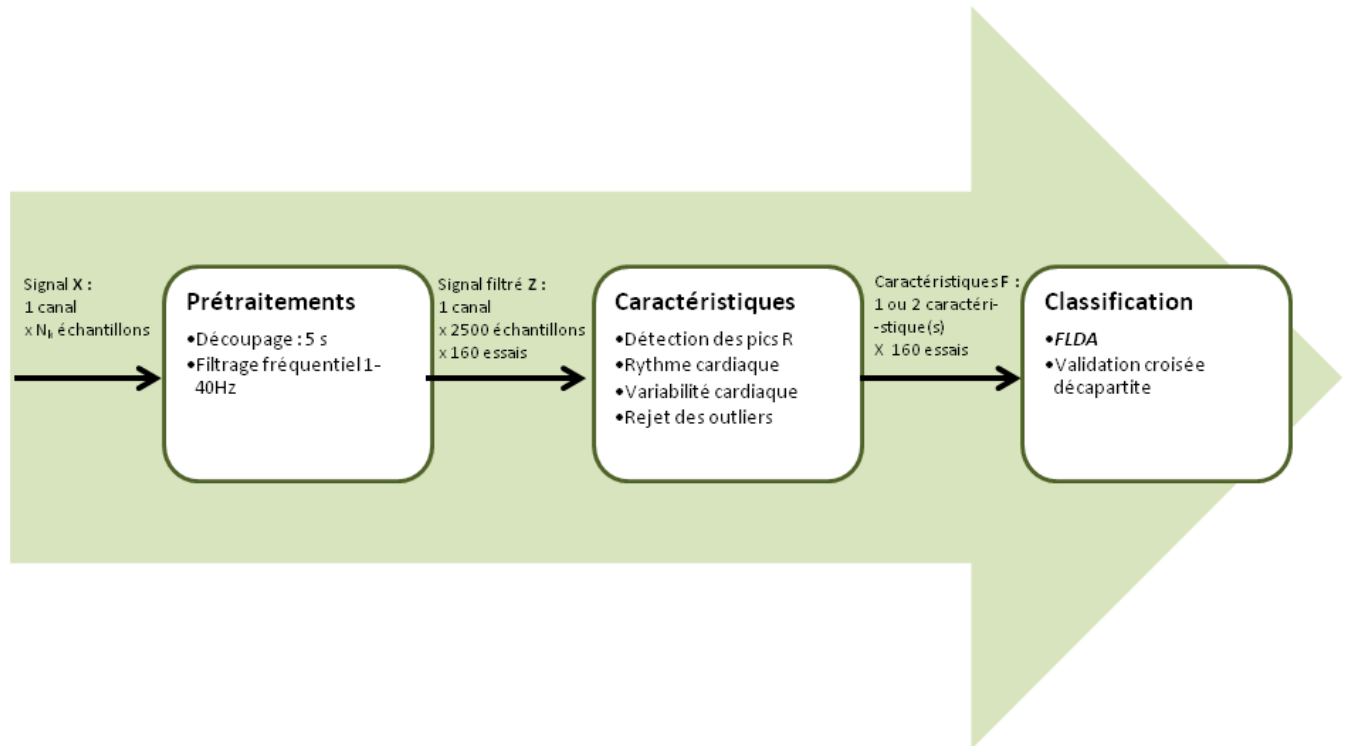


FIGURE 5.14 – Chaîne de traitement appliquée sur les données ECG de la tâche contrôle. *Les étapes en gras et en italique sont calibrées sur les essais de la base d'apprentissage puis appliquées sur les essais de la base test.*

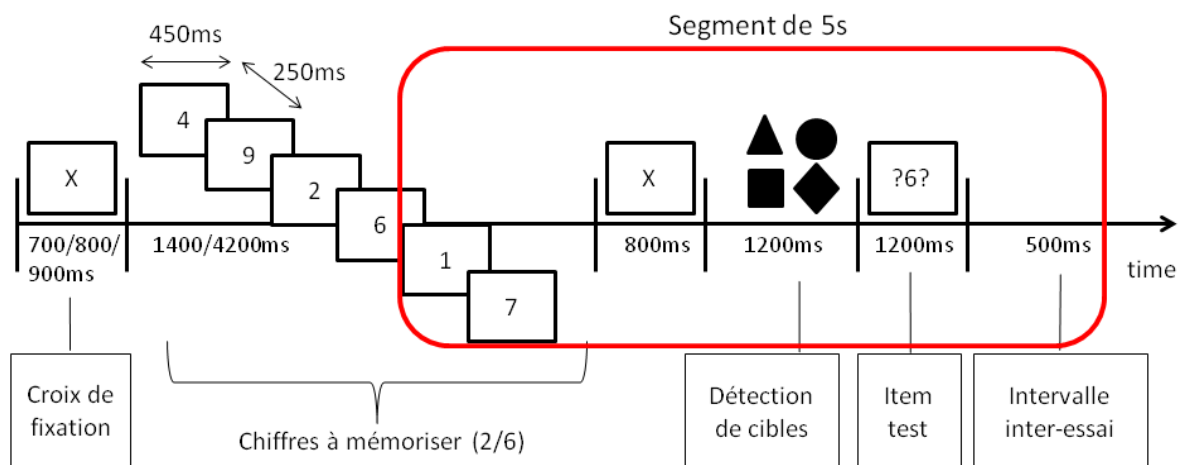


FIGURE 5.15 – Structure des essais de la tâche contrôle. Le segment entouré en rouge est découpé et analysé.

Extraction de caractéristiques : Après les étapes de pré-traitement du signal, viennent celles permettant l'extraction des caractéristiques. A partir du signal pré-traité Z , nous allons donc obtenir la matrice de caractéristiques F grâce aux étapes suivantes :

- Détection des pics des ondes R pour chaque segment, à l'aide d'un seuil valant la moitié de l'amplitude du maximum local et d'une période de réfraction de 200 ms (il est physiologi-

quement impossible d'obtenir un complexe QRS adjacent avant ce délai [29]). On obtient donc, pour chaque essai, un vecteur \mathbf{f}_1 de dimensions 1×5 contenant l'instant temporel de chaque pic. Si moins de pics sont présents, la colonne est vide.

- Calcul du rythme cardiaque moyen et de la variabilité cardiaque moyenne par segment (voir chapitre 2). On obtient donc, pour chaque essai, un vecteur $\mathbf{f}_{2,HR}$ et un vecteur $\mathbf{f}_{2,HRV}$ selon la caractéristique, de dimensions 1×1 .
- Rejet des données aberrantes : les essais considérés comme artéfactés ("outliers") et rejetés en conséquence étaient ceux qui présentaient des valeurs dépassant la moyenne pour chaque classe de plus de deux écarts-types.

En concaténant les vecteurs de caractéristiques, on obtient un vecteur de caractéristiques $\mathbf{f}_{2,ALL}$ de dimensions 1×2 pour chaque essai.

Enfin, la moyenne de la variabilité cardiaque dans le domaine fréquentiel a aussi été extraite pour chaque niveau de temps passé sur la tâche, grâce à un calcul par modèle auto-régressif d'ordre 20 sur le signal entier. Cette information n'a pas pu être testée statistiquement ni utilisée pour une estimation car ce paramètre nécessite de très longs segments temporels. L'intérêt est donc purement informatif, et nous renseigne sur une tendance globale d'évolution de ce paramètre avec le temps passé sur la tâche.

Partitionnement, classification et validation : Après les étapes d'extraction de caractéristiques viennent celles de la classification. Pour cela, les données ont été partitionnées en base de test et d'apprentissage grâce à une validation croisée décapartite de la même manière que pour les données EEG. Grâce à une classification par FLDA, on a alors traduit notre vecteur de caractéristiques \mathbf{f} en un vecteur des labels estimés des essais $\hat{\mathbf{c}}$. L'hyperplan séparateur est de la même manière que précédemment estimé grâce à la base d'apprentissage, puis sert à classer la base de test. Notre vecteur de labels estimés $\hat{\mathbf{c}}$ est alors de dimensions $1 \times N_t$ (avec N_t essais). Nous avons utilisé ces étapes de classification et validation pour différents vecteurs de caractéristiques :

- * le vecteur $\mathbf{f}_{2,HR}$ contenant le rythme cardiaque moyen par essai,
- * le vecteur $\mathbf{f}_{2,HRV}$ contenant la variabilité cardiaque moyenne par essai,
- * le vecteur $\mathbf{f}_{2,ALL}$ contenant les deux caractéristiques pour chaque essai.

Le critère de performance retenu est la proportion moyenne d'essais correctement classés. Les analyses statistiques réalisées sont les mêmes que celles présentées pour l'EEG, et les résultats obtenus sont décrits dans la partie suivante.

Résultats

Sur l'ensemble des sujets, les analyses statistiques des données ECG ont révélé une augmentation significative de la variabilité cardiaque dans le domaine temporel lorsque le TPT augmente, uniquement pour les essais de charge faible ($p < 0,01$). Aucun effet au niveau du groupe n'a été trouvé pour le rythme cardiaque instantané. L'augmentation de l'intervalle inter-battements (IBI), donc la diminution du rythme cardiaque, avec l'augmentation du TPT est illustrée pour un sujet par la figure 5.16. De plus, dans le domaine fréquentiel, les analyses ont montré une puissance plus élevée de la composante haute fréquence de la variabilité cardiaque lorsque le temps passé sur la tâche est important. Ce résultat est illustré dans la figure 5.17.

Concernant les performances de classification, les résultats obtenus sont donnés dans le tableau 5.2. Les performances de classification binaire de l'état de fatigue mentale sont donc signifi-

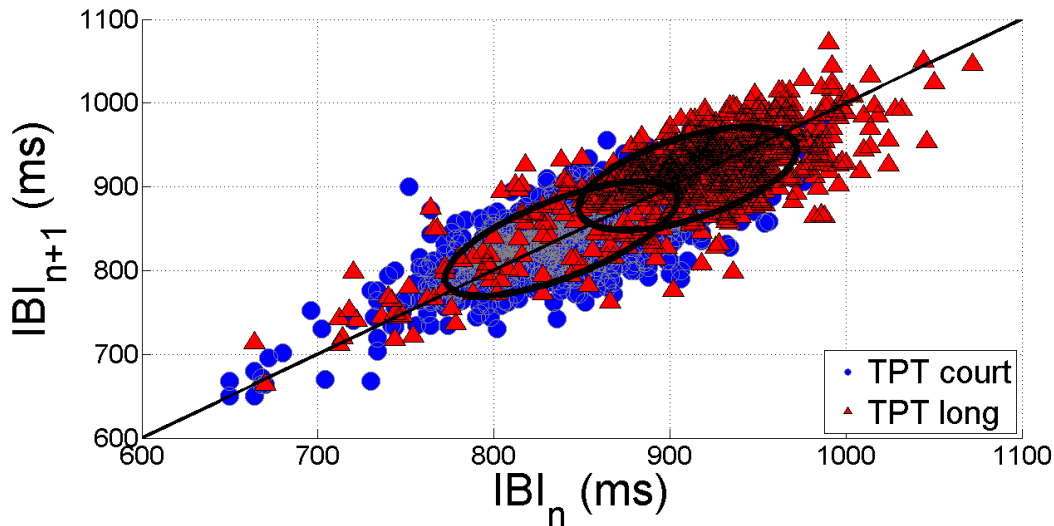


FIGURE 5.16 – Diagramme de Poincaré illustrant les fluctuations de l'intervalle entre les battements cardiaques (battement n et battement $n+1$) selon le temps passé sur la tâche (TPT) pour un participant. Les matrices de covariances de chaque condition sont indiquées par une distribution gaussienne avec des contours à 1,5 écart-type. *IBI* : *intervalle inter-battements*.

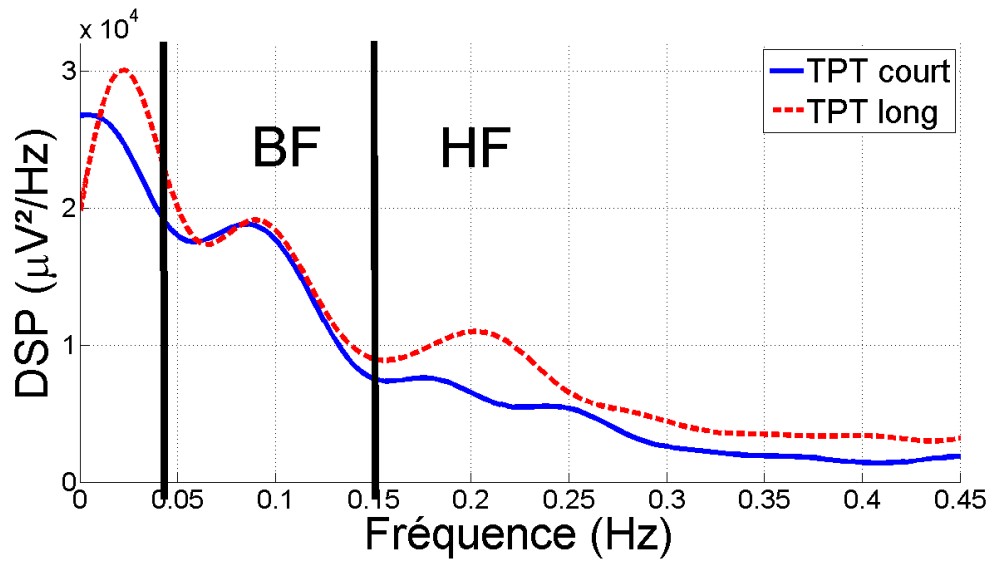


FIGURE 5.17 – Variabilité cardiaque dans le domaine fréquentiel selon le temps passé sur la tâche. Moyenne à travers les sujets.

cativement supérieures au hasard lorsque l'on utilise le rythme cardiaque instantané ou la fusion du rythme et de la variabilité cardiaque. Lorsque l'on utilise la variabilité seule, la performance ne présente qu'une tendance à être significativement supérieure au hasard. La meilleure performance est obtenue à l'aide de la fusion des deux caractéristiques, avec 65% de bonne classification.

5.3.5 Discussion générale des études basées sur les activités EEG et ECG

Ces deux études ont été effectuées dans le but d'évaluer l'apport de marqueurs cérébraux et cardiaques à l'estimation de la fatigue mentale sur de très courtes fenêtres d'analyses. Des chaînes de traitement variées ont aussi été comparées afin d'obtenir les meilleures performances d'estimation possibles.

TABLE 5.2 – Performances de classification pour chaque caractéristique. (*moyenne (en gras) et écart type (entre parenthèses)*; *HR* : *rythme cardiaque instantané*; *HRV* : *variabilité cardiaque dans le domaine temporel*; *ALL* : *HR et HRV*.)

Caractéristiques	Performances de classification(m , <i>sd</i>)	Différence par rapport au hasard (t-test)	Différence entre les conditions (ANOVA et Tukey)
HR	0,64 (0,13)	* $p < 0,001$	HR et ALL > HRV (* $p < 0,001$)
HRV	0,56 (0,12)	Tendance $p = 0,06$	
ALL	0,65 (0,13)	* $p < 0,001$	

L'étude concernant l'utilisation de marqueurs EEG fréquentiels extraits d'une fenêtre d'analyse de 800 ms nous a permis de comparer le pouvoir discriminatif des différentes bandes de fréquence, ainsi que de proposer l'utilisation d'une étape de filtrage spatial par CSP afin d'obtenir des performances optimales d'estimation de la fatigue mentale. Au niveau du groupe, l'augmentation attendue de la puissance dans les basses fréquences avec l'augmentation du temps passé sur la tâche a bien été retrouvée en accord avec la littérature [85, 96, 80, 84, 82]. De plus, nous avons aussi observé une augmentation de la puissance en bêta, ce qui est rarement rapportée avec l'augmentation de la fatigue, mais reste en accord avec la littérature [84]. Ensuite, concernant les chaînes de traitement pour l'estimation de la fatigue mentale, l'utilisation de l'étape de filtrage par CSP, couplée à une sélection d'électrodes, correspond à une chaîne de traitement qui peut être rencontrée en ICM actives mais qui n'a jamais été utilisée pour du suivi d'état mental. En particulier, à notre connaissance, le filtrage spatial, tel que celui par CSP, n'a jamais été utilisé pour estimer la fatigue mentale. L'utilisation de la bande bêta donne les meilleures performances avec un taux optimal de 100% de classifications correctes, les bandes thêta et alpha donnent aussi des résultats optimaux, tout comme la chaîne complexe proposée avec fusion des bandes. L'intérêt du filtrage par CSP est bien mis en évidence par les chutes de 15% et 30% des performances de classification respectivement pour les chaînes basées sur la puissance moyenne absolue et la puissance moyenne relative dans les bandes. Ces résultats optimaux dépassent les performances rapportées dans la littérature pour des segments temporels courts (85% sur 1 s [121]).

Bien que les résultats obtenus sur les 20 sujets soient excellents, ceux-ci ont été obtenus de manière sujet-dépendante, et un ensemble d'entraînement comprenant des données enregistrées pour un temps court et pour un temps long passé sur la tâche est requis pour tout nouveau participant. De plus, la capacité du système à classer la fatigue mentale d'un même sujet grâce à des données acquises un autre jour n'a pas été évaluée. Étant donné que les filtres CSP sont connus pour leur sur-apprentissage occasionnel, on peut s'attendre à ce que les performances diminuent sensiblement lorsque la chaîne est appliquée sur les données du même sujet acquises un autre jour. Ainsi, les perspectives de cette étude sont d'adapter la méthode pour une utilisation sujet-indépendante dans laquelle des classifieurs entraînés sur une base de données de plusieurs sujets pourraient être appliqués sur un nouveau participant, par exemple, par le biais de filtres CSP régularisés [277]. De plus, l'intérêt de ces chaînes devrait être évalué pour d'autres états mentaux, telle la charge mentale (voir chapitre 6).

L'étude concernant l'utilisation de marqueurs ECG classiques extraits de fenêtres temporelles courtes de 5 s pour l'estimation de la fatigue mentale a révélé que des performances significativement supérieures au hasard, bien que relativement faibles pouvaient être obtenues grâce à l'utilisation conjointe du rythme cardiaque instantané et de la variabilité cardiaque (65%). Le rythme cardiaque a donné de meilleures performances de classification que la variabilité lorsqu'utilisé

seul, ce qui est étonnant car au niveau du groupe de sujets, seule la variabilité cardiaque était sujette à un impact significatif du temps passé sur la tâche. Ceci montre bien que les analyses au niveau du groupe sont informatives mais doivent être prises avec précaution quand le but premier est l'estimation pour chaque sujet d'un état donné. Cette étude nous a permis d'évaluer l'intérêt de marqueurs ECG pour une estimation rapide de l'état de fatigue. À notre avis, l'utilité de ces marqueurs devrait être évaluée sur des périodes plus longues et chevauchantes, et ce, afin de permettre un suivi en ligne avec de meilleures performances que celles obtenues ici. De plus, la pertinence d'autres marqueurs d'activité cardiaque devrait être évaluée (e.g. durée du complexe QRS), notamment pour continuer à tester la fusion de caractéristiques qui semble prometteuse pour ces marqueurs cardiaques.

L'estimation de la fatigue mentale basée sur les marqueurs fréquentiels de l'EEG spontané a notamment donné lieu à trois actes de conférences internationales, et l'estimation basée sur l'activité cardiaque a donné lieu à un acte de conférence internationale (voir annexe G).

5.4 Conclusion

Ce chapitre V présente mes travaux concernant les marqueurs de la fatigue mentale et son estimation. Trois types de mesures ont été évalués pour effectuer cette estimation, la mesure d'activité oculaire (EOG), la mesure d'activité cérébrale (EEG) et la mesure d'activité cardiaque (ECG). Chaque type de mesure permet une extraction de caractéristiques qui lui sont propres. Nos objectifs principaux et les résultats majeurs obtenus grâce à ces études sont listés dans la figure 5.18.

Dans ce chapitre, nous avons présenté une première étude concernant l'utilisation de marqueurs oculaires dérivés de l'activité EEG avec pour but principal de permettre un suivi de la fatigue des sujets sans avoir à placer d'électrodes sur leur visage. Notre méthode innovante d'extraction et de caractérisation des clignements oculaires à partir de l'EEG nous a permis d'obtenir de très bonnes performances lors de la validation sur plusieurs sujets sans avoir aucun calibrage à effectuer. De plus, nous avons proposé un index de fatigue mentale efficace qui permet d'effectuer un suivi à partir des caractéristiques des clignements oculaires reconstruits à partir de l'EEG. Les nouveaux systèmes d'enregistrement EEG qui sortent actuellement sont de plus en plus pratiques et faciles d'utilisation. Ceci nous permet d'envisager l'utilisation de notre méthode d'extraction et de caractérisation des clignements oculaires à partir du signal EEG pour effectuer un suivi de fatigue mentale à partir de l'activité oculaire couplée à l'activité cérébrale grâce à une unique mesure, l'EEG. Ainsi, nos étapes de séparation de sources et de classification automatique des sources oculaires pourraient être utilisées de deux façons : pour détecter et suivre l'activité oculaire, mais aussi pour débruiter le signal EEG. Ceci rendrait ainsi le système de suivi complètement indépendant de toute mesure EOG.

Dans la deuxième section de ce chapitre, nous avons présenté deux études concernant la pertinence d'utiliser respectivement des mesures EEG et des mesures ECG pour effectuer une estimation binaire du niveau de fatigue mentale lorsque la fenêtre d'analyse est très courte ; l'idée sous-jacente étant d'avoir des systèmes de monitoring très réactifs. L'étude des marqueurs EEG spontanés fréquentiels a été très concluante puisque des performances optimales d'estimation ont pu être atteintes en utilisant une chaîne de traitement alliant sélection d'électrodes et surtout filtrage spatial par CSP. Nos performances ont ainsi dépassé celles de la littérature pour une fenêtre d'analyse aussi courte (100% vs. 85%). La chaîne de traitement appliquée s'avère donc pertinente et efficace. En effet, nos résultats montrent que la fatigue mentale reste difficile à estimer sur des fenêtres courtes d'analyse lorsque des chaînes de traitement et des caractéristiques traditionnelles sont utilisées, même en sujet-dépendant. L'emploi du filtrage spatial par

CSP permet d'augmenter significativement les performances et d'atteindre un taux de détection optimal grâce à la bande bêta.

Enfin, dans la deuxième étude de cette section, nous avons montré que l'estimation de la fatigue mentale à l'aide de caractéristiques classiques extraites de l'ECG sur des fenêtres d'analyse très courtes était réalisable. Ainsi, en fusionnant le rythme et la variabilité cardiaque, nous avons obtenu des performances significativement supérieures au hasard, bien que tout de même assez faibles (65%). À notre connaissance, aucune étude de ce type n'avait encore été réalisée sur des fenêtres d'analyse aussi courtes. Il ne nous est donc pas possible de nous comparer à des résultats publiés, toutefois nous pouvons dire que, malgré ces fenêtres très courtes, ces performances sont bonnes étant donné qu'elles sont supérieures au hasard.

Nos résultats concernant les mesures de l'activité oculaire et de l'activité cérébrale sont donc concluantes, avec des performances optimales. Ceux concernant l'activité cardiaque sont, en revanche, moins décisifs, puisque cette étude nécessite un travail plus approfondi concernant les caractéristiques utilisables, de même qu'une étude plus systématique de la durée de la fenêtre d'analyse. Mais de manière générale, toutes les méthodes que nous avons développées dans ce chapitre pourraient donc être appliquées à des situations de surveillance de l'état de fatigue mentale d'opérateurs en charge du suivi de systèmes complexes pendant de longues périodes, comme les contrôleurs aériens ou les opérateurs de centrales nucléaires.

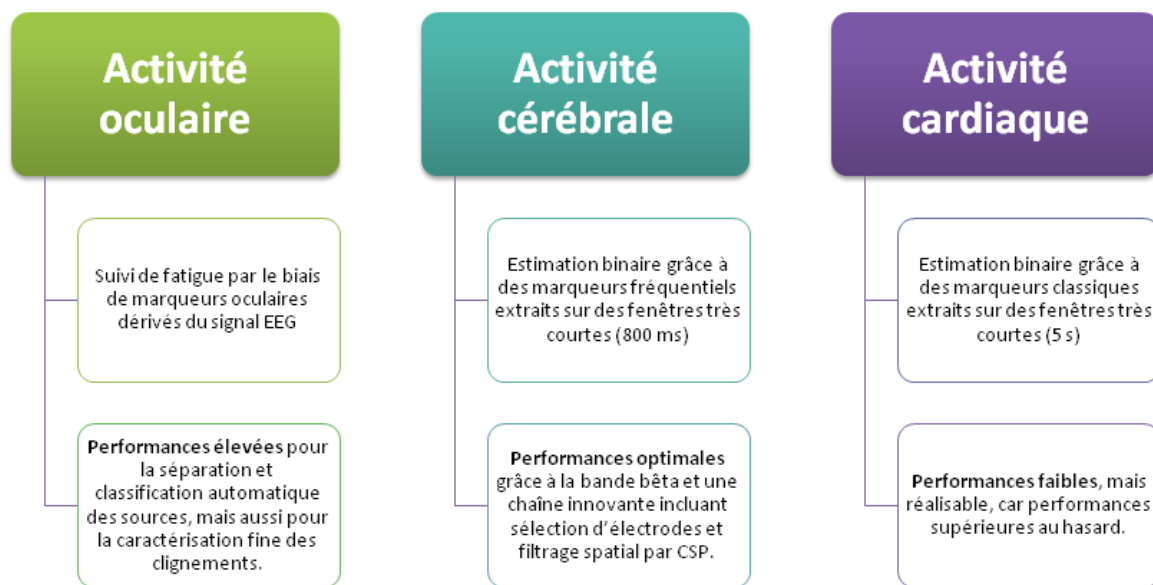


FIGURE 5.18 – Récapitulatif du but et des résultats principaux de chacune des 3 études concernant l'estimation de la fatigue mentale à partir des activités spontanées oculaire, cérébrale et cardiaque.

Chapitre 6

Estimation de la charge mentale

Le chapitre précédent a détaillé les études réalisées dans le cadre de cette thèse concernant le suivi et l'estimation de la fatigue mentale. Ce chapitre présente trois études sur l'estimation de la charge mentale, une première basée sur les marqueurs fréquentiels d'EEG spontané, une seconde basée sur des marqueurs d'EEG évoqué, et une dernière étude comparant ces deux types de marqueurs pour une application vie réelle. En conclusion de ce chapitre, les résultats sont discutés, puis les perspectives et travaux en cours sont détaillés.

6.1 Introduction

6.1.1 Charge mentale & études de ce travail de thèse

La charge mentale, qui peut être considérée comme un niveau de difficulté perçue et d'effort engagé par la personne, est un état mental crucial en ergonomie. La majorité de la littérature présente des estimations entre un état relaxé et un état de charge élevée. Ceci ne correspond donc pas réellement à une estimation du niveau de charge, mais plutôt à l'estimation de la réalisation, ou non d'une tâche par le sujet. En effet, très peu de littérature existe sur une estimation réelle de niveaux de charge. De plus, une estimation rapide de ce niveau devrait être envisagée pour créer des systèmes réactifs. Enfin, il semble primordial de déterminer des chaînes de traitement qui donnent des performances de classification qui soient élevées, mais aussi stables dans le temps. Ainsi donc, ce chapitre détaille trois études qui permettent de répondre à ces points majeurs.

La 1^{ère} étude de l'estimation de la charge mentale basée sur des marqueurs fréquentiels d'EEG spontané compare : i) la pertinence de plusieurs caractéristiques fréquentielles, et d'étapes de traitements dont le filtrage spatial et la sélection d'électrodes, ii) l'utilisation de deux tailles de fenêtres d'analyse très courtes, et enfin ii) celle-ci évalue les performances de la meilleure chaîne lors de la réalisation d'une tâche de niveau attentionnel plus élevé (augmentant la charge mentale). La 2^{ème} étude concerne l'estimation de la charge par le biais de l'activité EEG évoquée par des sondes, ou stimuli visuels insérés dans la tâche. L'étude compare les méthodes de filtrage spatial existantes pour les potentiels évoqués (PEs), puis compare la pertinence de différents types de sondes, et enfin détermine quelle est la fenêtre d'analyse la plus utile pour l'estimation. Enfin, la 3^{ème} étude présente une comparaison de ces deux types de marqueurs EEG, comparaison au niveau des performances d'estimation obtenues avec leur chaîne de traitement associée, mais aussi de la stabilité de ces performances dans le temps.

6.1.2 Données

Tout comme le chapitre 5 sur l'estimation de la fatigue mentale, les données analysées dans ce chapitre sont celles recueillies grâce au protocole WAVE² détaillé dans le chapitre 4. Toutefois,

contrairement au chapitre 5, l'estimation de la charge mentale est basée aussi bien sur les données issues des blocs de tâches contrôle que sur celles issues de la tâche test. En effet, les études présentées comparent notamment les performances de classification de la charge selon différents niveaux d'attention, modulés grâce à une tâche d'attention sélective, insérée dans les blocs de tâche test, et une tâche d'attention diffuse, dans les blocs de la tâche contrôle. Il faut noter que le 1^{er} et le dernier blocs ont été retirés des analyses car présentant respectivement un effet d'apprentissage et un effet de remotivation pouvant interférer avec les états mentaux étudiés. Ainsi donc, les blocs analysés dans ces études seront les blocs 2 et 5 (contrôles), et 3 et 4 (tests). Toutefois, afin d'éviter une quelconque influence de la fatigue mentale sur nos premières études sur l'estimation de la charge, pour ces deux premières études, seuls les blocs 2 et 3 seront donc analysés. Les 4 blocs ne seront analysés que pour la 3^{ème} étude. Pour un sujet donné, les blocs contrôles duraient environ 10 minutes et comprenaient 80 essais chacun, dont la moitié de charge faible. Les blocs tests duraient environ 18 minutes et comprenaient 144 essais chacun, dont la moitié de charge faible. Le niveau de charge des essais était toujours pseudo-aléatorisé.

Dans le protocole utilisé, la charge mentale a été manipulée par le nombre d'items à garder en mémoire, à savoir 2 ou 6¹. Nous avons donc considéré deux niveaux de charge dans ces études (faible/élevée). Cette augmentation de la charge avec le nombre d'items en mémoire a été validée au niveau comportemental. En effet, pour la **tâche de reconnaissance** (reconnaissance de l'item test ; voir chapitre 4), les analyses ont révélé un effet principal de la charge à la fois sur les temps de réaction ($F(1, 19) = 219,18, p < 0,001$) et sur la justesse des réponses ($F(1, 19) = 34,53, p < 0,001$). Comme illustré par la figure 6.1, les participants étaient ainsi plus longs à reconnaître l'item test ($p < 0,001$) et moins précis dans leur réponse ($p < 0,001$) lorsque la charge augmentait. En revanche, pour la **tâche de détection** (détection de l'item géométrique), l'effet principal de la charge était tendanciel sur la justesse des réponses ($F(1, 19) = 3,23, p = 0,09$), et aucun effet sur les temps de réaction n'a été observé ($F(1, 19) = 0,02, p = 0,90$).

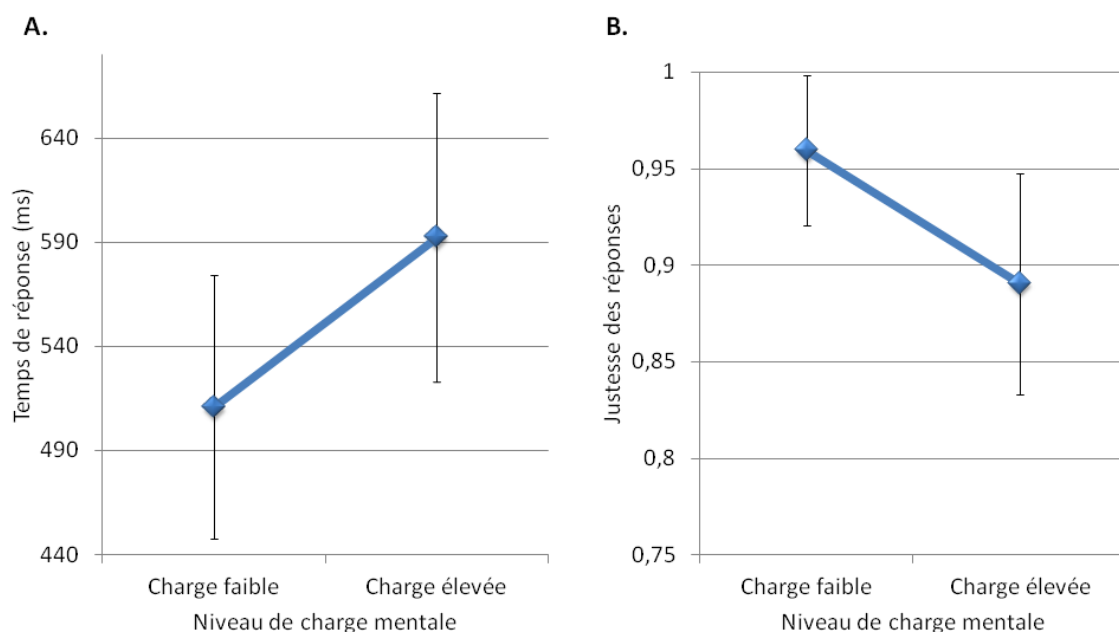


FIGURE 6.1 – Performances comportementales pour la tâche de reconnaissance (moyennes et écarts-types). A. Temps de réponse des participants selon la charge des essais. B. Justesse des réponses des participants selon la charge des essais.

1. L'empan moyen maximal des individus sains est de 7.

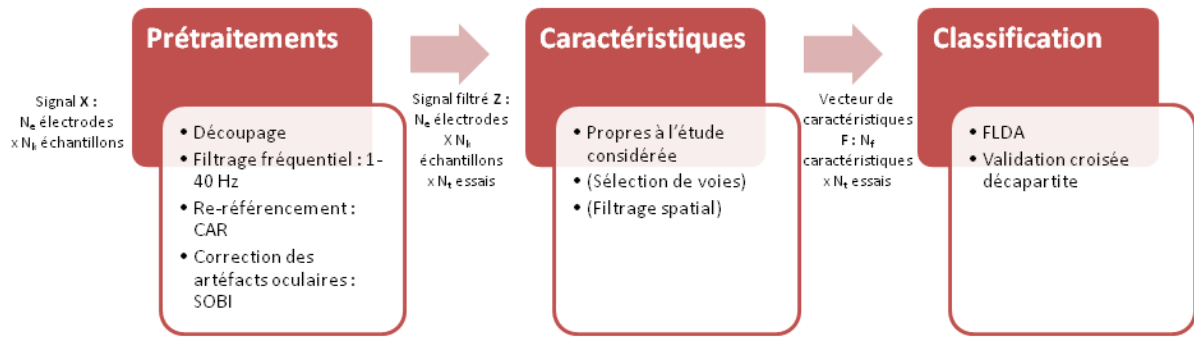


FIGURE 6.2 – Chaîne de traitement globale utilisée pour l'estimation de la charge mentale via des mesures d'EEG spontané ou évoqué. *Les étapes entre parenthèses correspondent à des étapes facultatives ou dépendant du type de mesure utilisée.*

6.1.3 Structure globale des chaînes de traitement

Les études qui suivent utilisent la même structure globale de chaîne de traitement illustrée par la figure 6.2. Cette chaîne comprend tout d'abord une étape de pré-traitement des données (découpage, filtrage passe-bande, re-référencement, et débruitage). Le découpage des données donnera des fenêtres d'analyses différentes selon les études, et la durée de ces fenêtres sera manipulée dans la 1^{ère} étude concernant l'EEG spontané. Ensuite, vient une étape d'extraction des caractéristiques (avec des étapes potentielles de filtrage spatial et de sélection d'électrodes), puis une étape de classification sujet-dépendante par FLDA (avec estimation des matrices de covariance par "shrinkage"), et enfin une validation croisée décapartite ("10-fold" ; voir chapitre 2).

Comme pour l'estimation de la fatigue mentale (chapitre 5), la méthode de partitionnement, de validation et de classification des données est exactement la même pour toutes les études sur l'estimation de la charge mentale. La calibration est toujours effectuée sur une base d'essais d'apprentissage, et la validation sur une base de test, avec un partitionnement réalisé grâce à une validation croisée décapartite aléatoire (chapitre 2). Pour les deux premières études, concentrées sur les blocs 2 et 3, nous avons donc 80 essais en tout pour le bloc de tâche contrôle, 40 de chaque niveau, et donc une base de test de 8 essais avec 4 essais de chaque niveau. Et pour le bloc de tâche test, nous avons 144 essais en tout, 72 de chaque niveau, et donc une base de test de 14 essais, avec 7 essais de chaque niveau. Suite à l'extraction des caractéristiques propres à chaque étude, une classification par FLDA est effectuée, donnant un vecteur de labels estimés $\hat{\mathbf{c}}$ de dimensions $1 \times N_t$ (avec N_t essais), par exemple 1×80 pour le bloc 2. Le critère de performance retenu est la proportion moyenne d'essais correctement classés.

6.1.4 Analyses statistiques

Pour ces trois études, la méthodologie d'analyse des performances est similaire à celle utilisée dans le chapitre 5. Les analyses statistiques (tests de variance, de comparaisons multiples, et t-tests) ont ainsi été effectuées à la fois sur les données neurophysiologiques à l'échelle du groupe de sujets, et sur les performances de classification obtenues en intra-sujet, avec toujours un seuil de significativité fixé à 0,05.

6.2 Estimation basée sur des marqueurs d'EEG spontané

Cette étude concerne l'estimation de la charge mentale grâce à l'utilisation de marqueurs de l'activité cérébrale issus de l'EEG spontané. Pour rappel, l'activité EEG spontanée n'est a

priori pas attribuable à une stimulation spécifique connue (chapitre 5). Celle-ci peut être caractérisée par son activité fréquentielle, et le résultat classiquement rapporté par la littérature est une augmentation de la puissance des bandes thêta et delta au niveau des électrodes frontales, et une diminution de la puissance dans la bande alpha au niveau des électrodes pariétales avec l'augmentation de la charge mentale [152, 156, 155]. Toutefois, ces variations ne sont très souvent caractérisées qu'entre un niveau de relaxation et un niveau de charge élevée. De plus, les systèmes existants d'estimation de la charge mentale basée sur des fenêtres relativement courtes d'analyse ne permettent pas encore, à notre connaissance, d'obtenir des performances très élevées d'estimation entre niveaux de charge (rarement au-dessus de 70% avec l'EEG seul ; e.g. [211, 204, 213]).

Afin de répondre à plusieurs manques de la littérature, trois objectifs de recherche ont donc été menés dans notre étude. Le premier a consisté à déterminer une chaîne de traitement permettant d'obtenir les meilleures performances de classification possibles à partir de caractéristiques fréquentielles recueillies sur une fenêtre d'analyse très courte, identique à celle utilisée pour l'estimation de la fatigue mentale. Le deuxième objectif a consisté à évaluer l'impact de la durée de la fenêtre d'analyse sur les performances de classification. En utilisant la meilleure chaîne de traitement identifiée précédemment, nous avons comparé les performances d'estimation de charge obtenues pour la fenêtre très courte et pour une fenêtre plus longue. Enfin, le troisième objectif de l'étude a consisté à évaluer la performance de la meilleure chaîne avec la meilleure fenêtre d'analyse lors d'une tâche induisant une charge mentale plus élevée du fait d'un niveau attentionnel différent et plus sélectif.

Chaîne de traitement utilisée

Les données des 20 sujets ayant réalisé le protocole WAVE² ont été analysées (9 femmes ; 25 +/- 3,5 ans en moyenne). Pour notre premier point d'analyse, seul le bloc de tâche contrôle de début de session a été utilisé. La chaîne de traitement appliquée est présentée par la figure 6.3. Il s'agit de la même chaîne que celle utilisée pour l'estimation de la fatigue mentale sur la base des marqueurs d'EEG spontané (voir chapitre 5). Celle-ci inclut les étapes classiques de pré-traitement, extraction de caractéristiques et classification pour chaque sujet indépendamment. Ces étapes étant strictement identiques à celles détaillées dans le chapitre 5, celles-ci ne seront pas reprises ici. À noter que deux fenêtres d'analyses ont été considérées ici pour répondre aux objectifs de recherche, à savoir une fenêtre très courte de 800 ms correspondant à la période de rétention en mémoire des items par les participants (i.e. aucune activité motrice), et une fenêtre plus longue de 5 s débutant à l'apparition de l'avant-dernier chiffre à mémoriser. Celles-ci correspondent aux segments entourés dans la figure 6.4, et sont des fenêtres comparables selon la charge en termes d'actions réalisées par les sujets.

Différents vecteurs de caractéristiques ont été étudiés dans le cadre du 1^{er} objectif de recherche de notre étude, de sorte à déterminer la meilleure chaîne de traitement pour estimer la charge mentale sur une fenêtre d'analyse très courte (i.e. 800 ms). Les étapes de classification et de validation ont ainsi été réalisées sur les vecteurs de caractéristiques suivants :

- * le vecteur \mathbf{f}_{Fusion} (30×1) contenant la log variance des signaux filtrés par les 6 filtres spatiaux pour chacune des 5 bandes, concaténées ;
- * le vecteur $\mathbf{f}_{\alpha_{sel}+CSP}$ (6×1) contenant la log variance des signaux filtrés par les 6 filtres spatiaux, extraits suite à une étape de sélection d'électrodes, pour chaque bande de fréquence (e.g. ici la bande α ; la chaîne associée sera appelée **chaîne complexe** dans le reste du chapitre) ;
- * le vecteur $\mathbf{f}_{\alpha_{CSP}}$ (6×1) contenant la log variance des signaux filtrés par les 6 filtres spatiaux, sans sélection d'électrodes, pour chaque bande de fréquence (e.g. ici la bande α) ;
- * le vecteur $\mathbf{f}_{\alpha_{sel}}$ (15×1) contenant la puissance moyenne pour les 15 électrodes sélectionnées, pour chaque bande de fréquence (e.g. ici la bande α) ;
- * le vecteur $\mathbf{f}_{\alpha_{moy}}$ (32×1) contenant la puissance moyenne pour les 32 électrodes, pour chaque

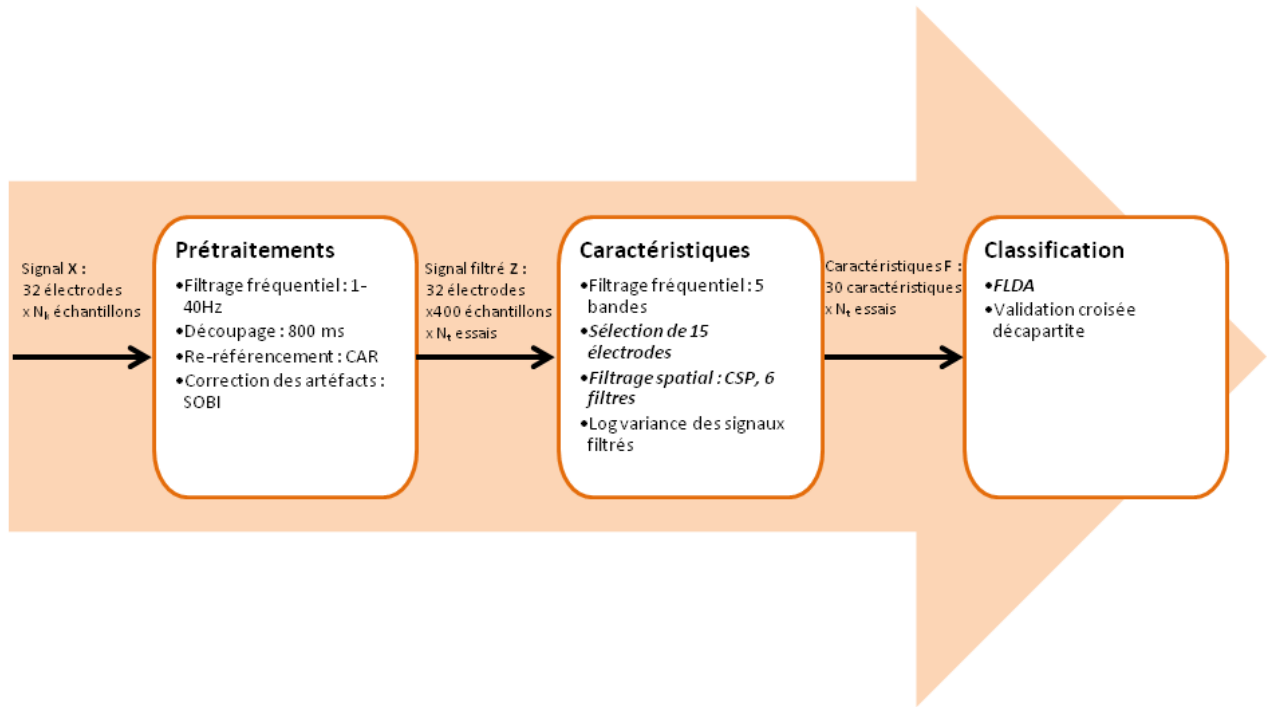


FIGURE 6.3 – Chaîne de traitement appliquée sur les données EEG du bloc 2 pour l'estimation de la charge mentale à partir de mesures d'EEG spontané. *Les étapes en gras et en italique sont calibrées sur les essais de la base d'apprentissage puis appliquées sur les essais de la base de test.*

bande de fréquence (e.g. ici la bande α) ;

* le vecteur $\mathbf{f}_{\alpha_{rel}}$ (32×1) contenant la puissance relative pour les 32 électrodes, pour chaque bande de fréquence (e.g. ici la bande α).

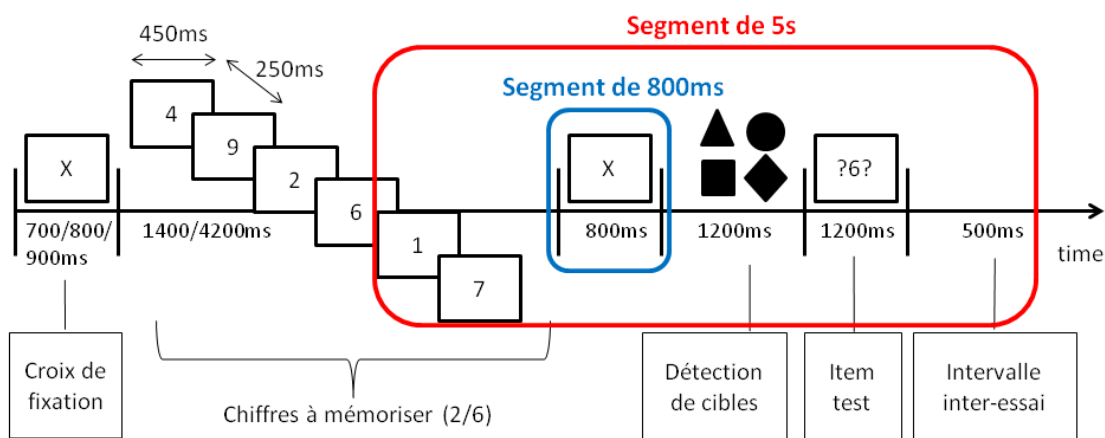


FIGURE 6.4 – Structure des essais de la tâche contrôle. Les segments entourés correspondent aux fenêtres d'analyses utilisées pour estimer la charge mentale à partir de marqueurs fréquentiels. *Tâche de détection au niveau de l'item de détection, tâche de reconnaissance au niveau de l'item test.*

Résultats

Au niveau physiologique, les analyses statistiques ont révélé qu'au niveau du groupe de sujets, la puissance dans les bandes alpha et bêta diminuait significativement au niveau de toutes les électrodes médianes avec l'augmentation de la charge ($p < 0,05$). La discrimination des conditions de charge sur la base de la puissance en alpha est illustrée dans les figures 6.5 et 6.6. La figure 6.5 présente une carte topographique des coefficients de "signed r^2 " (voir chapitre 2), ce qui illustre la discriminabilité de la puissance en alpha entre les conditions de charge. On peut voir que les sites les plus pertinents pour la discrimination de la charge sont principalement les sites centro-pariétaux, puisque ces zones sont fortement corrélées négativement avec la condition de charge faible. Lorsque la charge augmente, la puissance en alpha diminue ainsi dans cette zone. Ce résultat est conforté par la figure 6.6 qui présente la distribution de la puissance dans la bande alpha selon le niveau de charge mentale. On voit que c'est la zone centro-pariétale qui est principalement affectée par la modulation de charge. À noter, une valeur extrême probablement artéfactuelle sur une électrode centrale gauche.

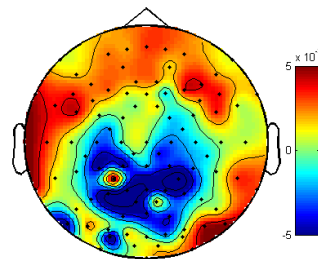


FIGURE 6.5 – Topographie des coefficients signés de détermination pour la bande de fréquence alpha selon les deux niveaux de charge mentale (moyenne à travers les sujets).

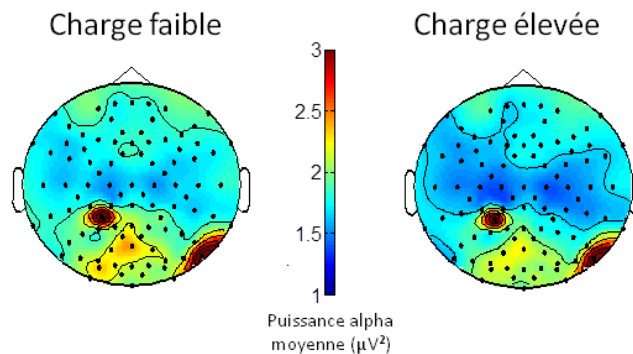


FIGURE 6.6 – Puissance alpha selon le niveau de charge mentale pour la fenêtre courte d'analyse. Moyenne à travers les sujets.

En ce qui concerne les performances de classification du niveau de charge mentale, les analyses et les résultats obtenus selon les 3 objectifs d'étude sont détaillés ci-après.

1) Chaîne de traitement : Tout d'abord, nous avons essayé de déterminer la chaîne de traitement optimale pour une fenêtre d'analyse très courte de 800 ms qui correspond à la période de présentation de la 2^{ème} croix de fixation présentée dans les essais (voir chapitre 4), et comparé les performances obtenues en fonction des briques de traitement et des bandes de fréquences utilisées. Cette fenêtre d'analyse a été choisie afin d'évaluer la charge mentale en tant que stockage en

mémoire de telle sorte que la fenêtre d'analyse ne soit pas bruitée par une activité physiologique liée à une quelconque activité motrice et soit comparable entre les niveaux de charge. Les électrodes sélectionnées étaient peu comparables entre sujets, comme illustré par la figure 6.7. On voit en effet que peu d'électrodes sont sélectionnées pour au moins 15 sujets. Toutefois, on peut voir que les sites occipitaux ne sont quasiment jamais sélectionnés pour les deux bandes, et que pour la bande bêta, les électrodes de la région fronto-centrale gauche sont souvent sélectionnées (>10 sujets).

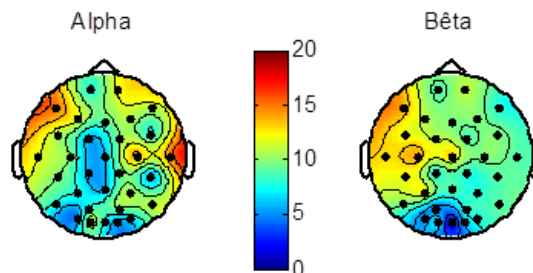


FIGURE 6.7 – Topographie représentant le nombre de sujets pour lesquels chaque électrode a été sélectionnée pour l'estimation de la charge mentale pour chacune des bandes alpha et bêta.

Les patterns spatiaux moyens obtenus pour les trois premiers filtres CSP pour les bandes alpha et bêta sont donnés par la figure 6.8. On voit que pour la bande alpha, seule l'activité de la région fronto-central droite est mise en avant par le filtrage CSP (1^{er} filtre). En revanche, pour la bande bêta un pattern clair ressort avec une mise en avant des sites fronto-temporaux et fronto-centraux droits comme gauches (3 premiers filtres).

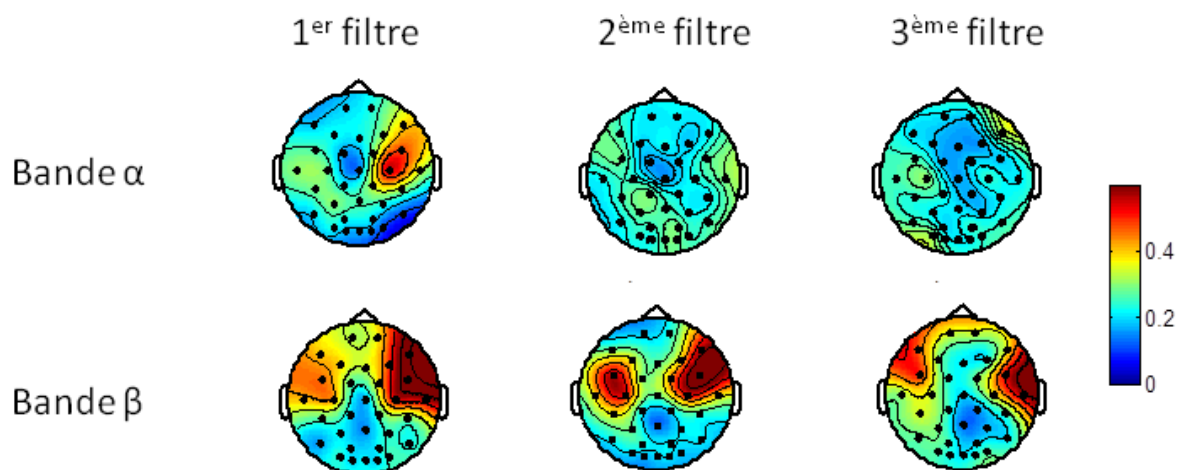


FIGURE 6.8 – Distributions topographiques des patterns spatiaux moyens à travers les sujets pour les 3 premiers filtres CSP obtenus pour les bandes alpha et bêta.

Les résultats de classification sont illustrés par la figure 6.9, et détaillés dans le tableau 6.1. On voit que les performances d'estimation binaire du niveau de charge à partir des marqueurs fréquentiels pour cette fenêtre d'analyse très courte de 800 ms sont très faibles, bien que certaines soient tout de même significativement supérieures au hasard ($p < 0,05$: bêta avec CSP, avec sélection, et en puissance relative, et delta et bêta pour la chaîne complexe). Les meilleures performances sont obtenues grâce à la chaîne complexe incluant sélection d'électrodes et filtrage par CSP pour la bande bêta avec 57% de bonnes classifications, la chaîne incluant un filtrage

par CSP mais sans sélection d'électrodes, avec 58% de bonnes classifications, et la chaîne complexe avec fusion des bandes, avec 60% de bonnes classification. Ces trois chaînes donnent des performances supérieures à celles obtenues avec les autres chaînes et bandes de fréquence, mais cette différence n'est pas significative ($p = 0,22$). En revanche, de manière générale la bande de fréquence bêta donne les meilleurs résultats quelle que soit la chaîne ($p < 0,01$).

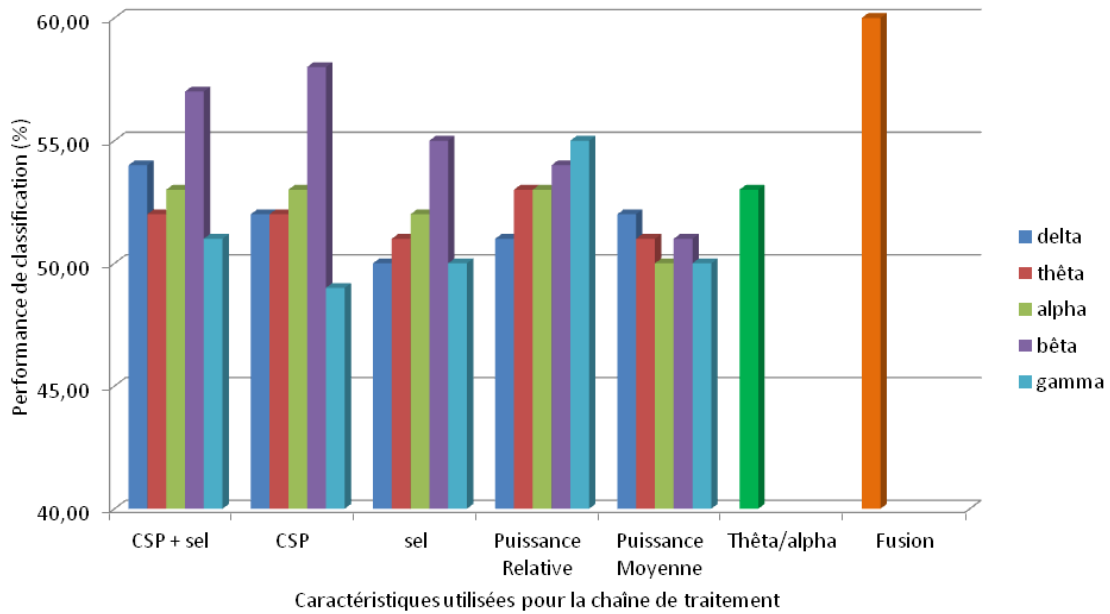


FIGURE 6.9 – Performances de classification binaire du niveau de charge mentale obtenues en fonction de la caractéristique et de la chaîne de traitement utilisée. Moyennes à travers les sujets. *CSP* : *filtrage par common spatial patterns* ; *sel* : *sélection d'électrodes*.

TABLE 6.1 – Détail des performances moyennes de classification de la charge mentale selon la caractéristique et la chaîne utilisées en pourcentages (*moyenne (en gras), écart type (entre parenthèses)* ; * : *différent du hasard ($p < 0,05$)*).

Bande de fréquence	CSP + sel	CSP	sel	Puissance relative	Puissance moyenne	Ratio θ/α	Fusion
delta	54* (6)	52 (7)	50 (6)	51 (7)	52 (5)	53 (4)	60 (7)
thêta	52 (9)	52 (6)	51 (7)	53 (7)	51 (6)		
alpha	53 (7)	53 (6)	52 (6)	53 (5)	50 (7)		
bêta	57* (9)	58* (10)	55* (7)	54* (4)	51 (6)		
gamma	51 (7)	49 (7)	50 (8)	55 (5)	50 (6)		

2) Fenêtre d'analyse : Étant données les faibles performances d'estimation de la charge mentale obtenues avec notre fenêtre d'analyse très courte de 800 ms, nous avons voulu évaluer celles que nous pouvions obtenir avec une fenêtre plus longue, de 5 secondes, sélectionnée de telle sorte à bien comparer des segments comparables selon la charge mentale en termes d'actions réalisées par les sujets. Cette nouvelle fenêtre d'analyse correspond au segment temporel débutant lors de l'apparition de l'avant-dernier item à mémoriser (voir figure 6.5). Nous avons donc comparé les performances obtenues avec la fenêtre très courte de 800 ms et celle plus longue de 5 s, et ce pour notre meilleure chaîne de traitement, i.e. celle incluant sélection d'électrodes et filtrage spatial. Toutes les bandes de fréquence ont encore été étudiées ici, car il est fort probable que la fenêtre

d'analyse très courte rend l'estimation des puissances peu fiable dans les basses fréquences. La pertinence de ces bandes pourrait donc se révéler avec l'utilisation d'une fenêtre d'analyse plus longue.

La figure 6.10 donne les performances obtenues pour les deux fenêtres. Les performances pour la fenêtre de 5 s sont toutes significativement supérieures au hasard ($p < 0,05$), tandis que pour la fenêtre de 800 ms, seules les bandes delta, alpha et bêta donnent des performances significativement supérieures au hasard. La fenêtre de 5 s donne de meilleures performances, indépendamment de la bande de fréquence ($p < 0,05$). De la même manière, la bande bêta donne de meilleures performances par rapport aux autres bandes, indépendamment de la durée de la fenêtre d'analyse ($p < 0,05$). Enfin, les bandes alpha et bêta avec la fenêtre d'analyse de 5 s donnent globalement les meilleures performances ($p < 0,05$), avec 62% en alpha et 61% en bêta. On voit donc qu'en accord avec les données neurophysiologiques au niveau du groupe, la bande alpha peut être pertinente pour l'estimation de la charge, en ayant une fenêtre assez longue pour permettre le calcul correct de sa puissance.

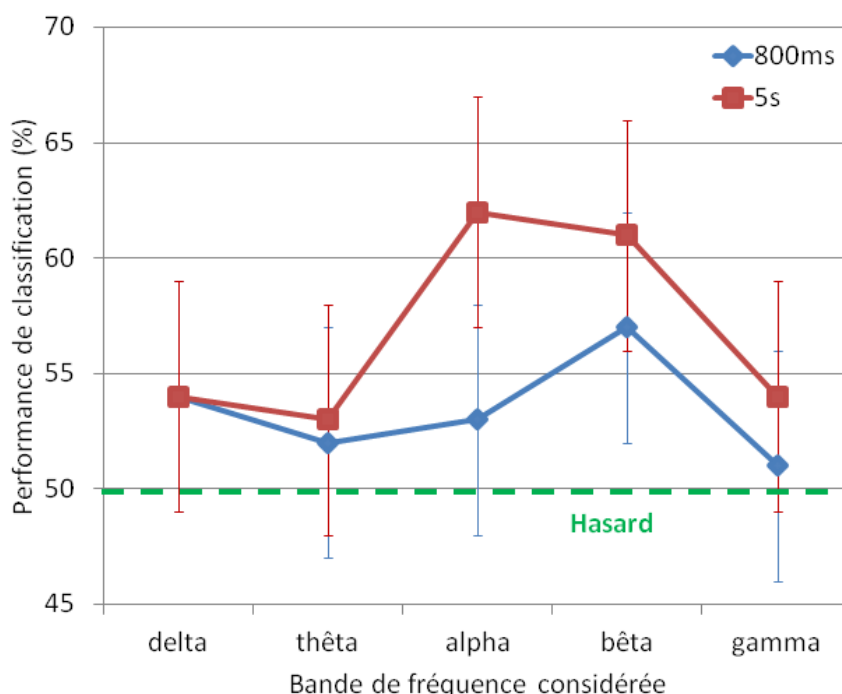


FIGURE 6.10 – Performances de classifications obtenues avec la chaîne incluant sélection d'électrodes et filtrage par CSP en fonction de la longueur de la fenêtre d'analyse et de la bande de fréquence utilisée. Moyennes et écarts-types à travers les sujets.

3) Tâche contrôle/test : Nous avons donc vu qu'il est possible d'estimer la charge mentale avec des fenêtres courtes d'analyse à partir de marqueurs fréquentiels, bien que les performances restent faibles. Une raison de cette faible performance peut être que les deux niveaux de charge que nous comparons dans la tâche contrôle sont trop proches ; la condition que nous avons étiquetée charge élevée est peut-être en réalité une charge plus faible que prévu. Comparativement à cette tâche contrôle, la tâche test était plus difficile à réaliser pour les sujets, du fait de l'imbrication d'une tâche d'attention sélective (tâche de détection) dans la tâche de charge en mémoire. La charge mentale générée par cette tâche était donc a priori plus élevée que celle générée par la tâche contrôle. Nous avons donc voulu évaluer les performances d'estimation binaire de la

charge mentale lorsque les participants réalisent cette tâche test impliquant un niveau attentionnel différent (attention sélective plutôt que diffuse) et en conséquence une charge mentale plus élevée a priori, et ce, en utilisant la meilleure fenêtre d'analyse (5 s) et la meilleure chaîne de traitement (sélection et filtrage par CSP) telles que définies sur la base de la tâche contrôle. Afin de comparer correctement les deux types de tâches, un nombre d'essais identique à celui réalisé dans la tâche contrôle a été tiré dans la tâche test pour effectuer la validation croisée (i.e. 32 essais en apprentissage, 8 en test).

Les résultats sont donnés par la figure 6.11. Dans les deux tâches, nous obtenons des performances de classification significativement plus élevées pour les bandes alpha et bêta par rapport aux autres bandes ($p < 0,01$). La meilleure performance de classification est obtenue avec la bande bêta en tâche test avec 63% de bonnes classifications, ce qui est toujours assez faible. Bien que la tâche test donne de meilleures performances que la tâche contrôle, cette différence n'est pas statistiquement significative ($p = 0,10$). De la même manière, les bandes delta, thêta, bêta et gamma donnent de meilleures performances en tâche test qu'en tâche contrôle, mais cette différence n'est pas significative. Toutefois, toutes les bandes pour les deux tâches ont donné des performances significativement supérieures au hasard ($p < 0,01$). Ainsi, notre chaîne donne des résultats comparables qu'elle soit appliquée sur les données de la tâche contrôle ou de la tâche test. On peut donc supposer que les performances faibles qui sont obtenues ne sont pas dues à une mauvaise manipulation de la charge mentale, mais plutôt à une pertinence faible des marqueurs fréquentiels pour estimer cette charge dans ce contexte.

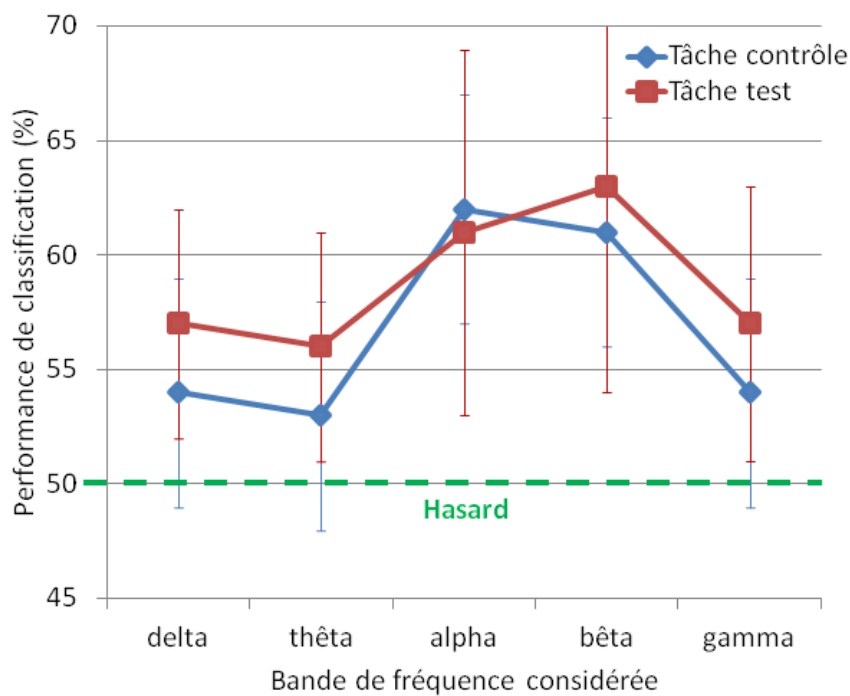


FIGURE 6.11 – Performances de classifications obtenues avec la chaîne incluant sélection d'électrodes et filtrage par CSP en fonction de la tâche réalisée (tâche contrôle ou test) et de la bande de fréquence utilisée. Moyennes et écarts-types à travers les sujets.

6.3 Estimation basée sur des marqueurs d'EEG évoqué

L'étude précédente nous a permis de déterminer qu'une estimation binaire de la charge mentale était réalisable grâce à des marqueurs fréquentiels, mais que les performances atteintes

étaient assez faibles, et ne permettaient donc pas de réaliser une estimation fiable. Un autre type de marqueur utilisable pour estimer un état mental est le potentiel évoqué (voir chapitres 1 et 2). Différentes études suggèrent que les potentiels évoqués induits lors du traitement d'items de tâches primaires et secondaires réalisées par les sujets (e.g. P1, N1, N2, P2, P3 et LPP) peuvent être modulés par le niveau de charge mentale généré par ces tâches [165, 172, 150, 173, 170] (voir chapitre 3). En conséquence, les items ou stimuli qui nous permettent d'élucider des PEs peuvent être vus comme des **sondes** (i.e. nous permettent de sonder l'état mental d'une personne). L'utilisation de ces sondes et le traitement des PEs générés par celles-ci peuvent donc permettre d'effectuer une estimation de la charge mentale.

Concernant l'estimation de la charge mentale grâce aux PEs, nous avons identifié plusieurs manques dans la littérature. Tout d'abord, les modulations des différentes composantes des PEs en fonction de la charge ne font pas consensus. Il faut donc déterminer au niveau physiologique dans quelle mesure la charge influence les différentes composantes élicitées par les sondes de notre tâche. Ensuite, en ce qui concerne l'estimation à proprement parler, il nous paraît important i) de déterminer comment obtenir des performances de classification élevées en essai pas essai ("single trial"), grâce à des étapes de prétraitement telles que le filtrage spatial (étude 1), ii) d'évaluer la faisabilité d'utiliser des sondes indépendantes de la tâche pour se rapprocher d'applications vie réelle (étude 2), et iii) d'identifier plus finement la fenêtre d'analyse la plus pertinente pour estimer la charge mentale (étude 3). Dans la section suivante, la chaîne de traitement utilisée pour ces différentes études est présentée. Ensuite, sont détaillés les résultats concernant les données neurophysiologiques au niveau du groupe, ainsi que ceux concernant les trois points d'étude méthodologiques.

Chaîne de traitement utilisée

De manière identique à la section précédente, les données des 20 sujets ayant réalisé le protocole WAVE² ont été analysées (9 femmes ; 25 +/- 3,5 ans en moyenne). Seul le bloc contrôle de début de session a été utilisé, afin de s'affranchir, dans une certaine mesure, de toute éventuelle influence de la fatigue mentale, et de se rapprocher le plus possible d'une application vie réelle (tâche de détection non sélective). La chaîne de traitement appliquée sur ces données d'activité EEG évoquée est décrite dans la figure 6.12. Cette chaîne comprend, pour chaque sujet indépendamment, les étapes classiques de prétraitement, d'extraction des caractéristiques et de classification comme vu précédemment (voir Introduction du chapitre). Le partitionnement, la classification et la validation des données est strictement identique à celle réalisées pour les sections et chapitres précédents. Les quelques étapes qui diffèrent de celles présentées dans les sections précédentes sont détaillées ci-dessous.

Prétraitements spécifiques : Afin de travailler à partir de potentiels évoqués, nous avons effectué quelques étapes de prétraitements spécifiques à notre analyse :

- Découpage :

Nous avons considéré trois fenêtres d'analyses différentes afin de déterminer la pertinence de deux types de sondes, les sondes liées à la tâche -ce qui correspond ici à l'item de reconnaissance, et à un chiffre à mémoriser - et les sondes indépendantes de la tâche - ici l'item de détection. Ainsi, nous avons découpé notre essai en trois segments de 600 ms (débutant à l'apparition de chaque item considéré), comme illustré par la figure 6.13. Pour un segment donné, pour un essai, nous avons donc \mathbf{Z}_1 de dimensions 32×300 .

- Décimation :

Une décimation par moyennage est réalisée sur le signal afin de réduire la dimensionnalité des données. En moyennant le signal tous les 5 échantillons (sans chevauchement), on passe ainsi

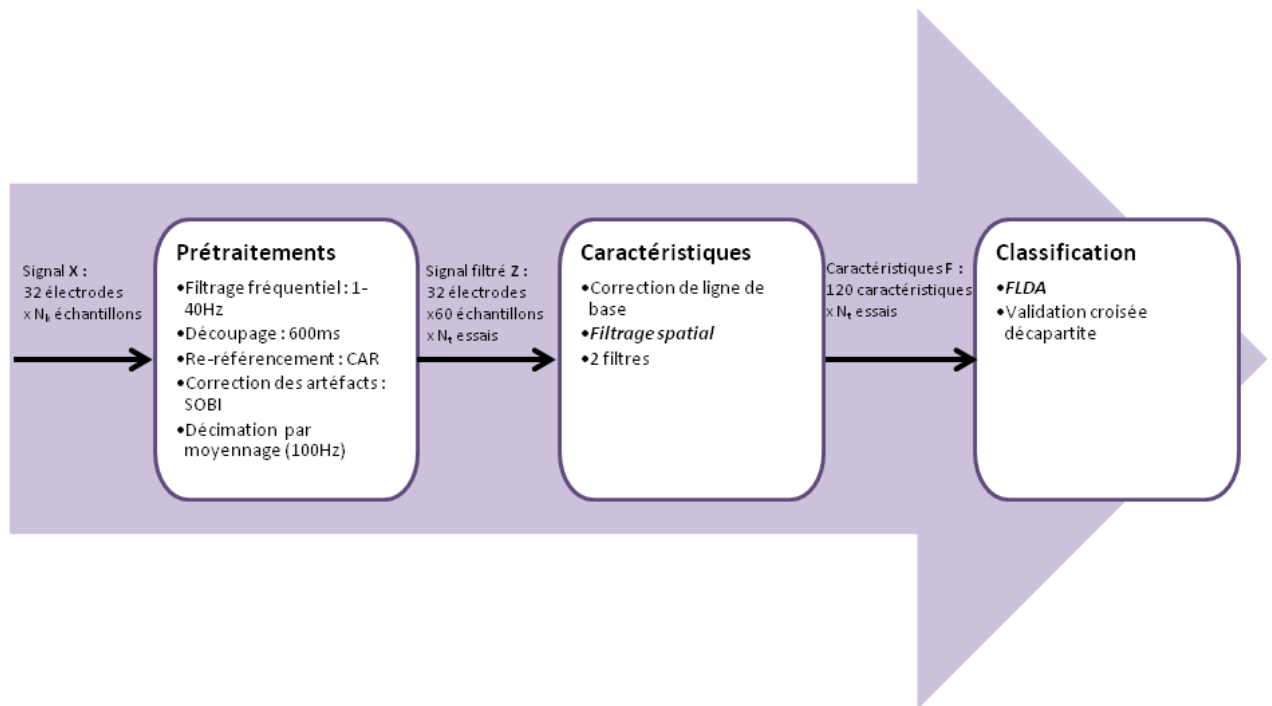


FIGURE 6.12 – Chaîne de traitement appliquée sur l’activité EEG évoquée. *Les étapes en gras et en italique sont calibrées sur les essais de la base d’apprentissage puis appliquées sur les essais de la base de test.*

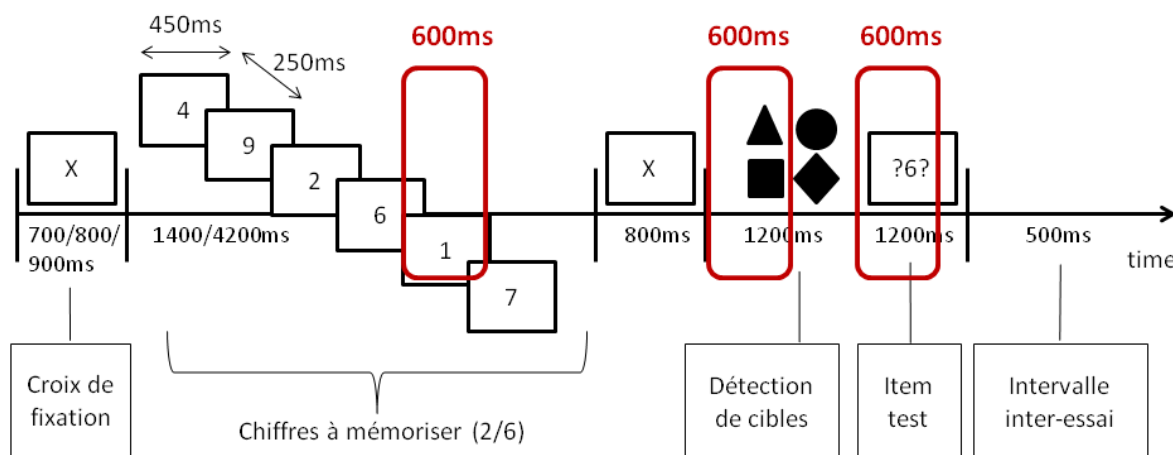


FIGURE 6.13 – Structure des essais, les segments entourés correspondent aux fenêtres d’analyses utilisées pour extraire les potentiels évoqués de différentes sondes. *La tâche de détection est effectuée grâce à l’item de détection, la tâche de reconnaissance, grâce à l’item test.*

à une fréquence d’échantillonnage de 100 Hz, et on obtient \mathbf{Z}_2 de dimensions 32×60 .

Extraction des potentiels évoqués : L’extraction des potentiels évoqués a nécessité une correction de ligne de base. Nous avons aussi évalué l’apport de méthodes de filtrage spatial appliquées sur les PEs. Ces différentes étapes sont détaillées ci-après.

- Correction de ligne de base :

Une correction de ligne de base est réalisée pour chacun des segments en soustrayant à ceux-ci, pour chaque électrode, la moyenne des 200 ms de signal précédent le début du segment (i.e. l'apparition de l'item). On obtient alors la matrice \mathbf{F}_1 de dimensions 32×60 .

- Filtrage spatial :

Les segments analysés pouvaient être filtrés spatialement, selon la condition expérimentale considérée. Lorsqu'aucun filtrage spatial n'était effectué, seul le signal des électrodes Cz et POz était conservé. Lorsqu'un filtrage spatial était appliqué aux données, celui-ci pouvait être de trois types : un filtrage par ACP, un filtrage par ACC ou un filtrage par xDAWN (voir chapitre 2). Les deux filtres dont la valeur propre était la plus élevée étaient conservés, ils expliquaient la plus grande partie de la variance du signal. On obtient alors suite à cette étape, une matrice \mathbf{F}_2 de dimensions 2×60 .

- Vecteurs de caractéristiques pour la classification :

En concaténant les vecteurs de caractéristiques de chaque électrode ou filtre, on obtient notre vecteur final de caractéristiques \mathbf{f} de dimensions 120×1 (2 filtres/électrodes $\times 60$ échantillons temporels, pour un essai). Les étapes de partitionnement, classification par fLDA et validation croisée décapartite étaient ensuite réalisées en utilisant la matrice de caractéristiques \mathbf{F} de dimensions $120 \times N_t$ contenant les potentiels évoqués pour tous les essais, pour une sonde donnée. Pour considérer les trois sondes, nous avons donc les matrices : \mathbf{F}_{reconn} , $\mathbf{F}_{chiffre}$ et \mathbf{F}_{detect} pour respectivement l'item de reconnaissance, l'avant-dernier chiffre, et l'item de détection.

Résultats

Concernant les résultats au niveau du groupe pour les marqueurs neurophysiologiques, les potentiels évoqués obtenus au niveau des électrodes médianes principales (i.e. Fz, Cz, Pz, Oz), pour les trois sondes (i.e. item de détection, item de reconnaissance, chiffre), sont donnés par la figure 6.14 (moyennes à travers les sujets). Pour l'**item de détection**, les analyses statistiques ont révélé une tendance à une augmentation de l'amplitude de la composante **N1** avec l'augmentation de la charge au niveau de l'électrode Cz ($p = 0,11$), et une très légère tendance à une diminution de l'amplitude de la composante **P2**, toujours en Cz ($p = 0,19$). Pour l'**item de reconnaissance**, un effet significatif de la charge était présent pour les électrodes Cz et Oz sur la composante **N2** dont l'amplitude diminuait avec l'augmentation de la charge ($p < 0,05$). Enfin, pour l'avant-dernier **chiffre** à mémoriser, l'amplitude de la composante **N1** présentait une tendance à l'augmentation avec la charge ($p = 0,08$). De plus, les composantes **P2**, **N2** et **P3** voyaient toutes les trois leur amplitude diminuer significativement avec l'augmentation de la charge (respectivement $p < 0,05$, $p < 0,01$ et $p < 0,05$).

En ce qui concerne les résultats de l'estimation binaire de la charge mentale, les paragraphes qui suivent présentent les résultats des trois études décrites précédemment, la première concernant les méthodes de filtrage spatial pour PEs afin d'obtenir les meilleures performances d'estimation, la deuxième concernant le type de sondes utilisables pour effectuer cette estimation, et la troisième portant sur la fenêtre d'analyse la plus appropriée pour effectuer cette estimation. Enfin, un aperçu d'autres investigations en cours sur cette estimation grâce aux PEs est présenté.

1) Méthodes de filtrage spatial : L'estimation de la charge mentale par le biais des potentiels évoqués n'a, pour l'instant, pas donné des performances optimales d'après la littérature. Dans cette section, nous avons souhaité évaluer l'apport de différentes méthodes de filtrage spatial pour une meilleure estimation de la charge sur la base des PEs. Nous avons ainsi comparé les performances de quatre chaînes : une chaîne sans filtrage spatial, le vecteur de caractéristiques

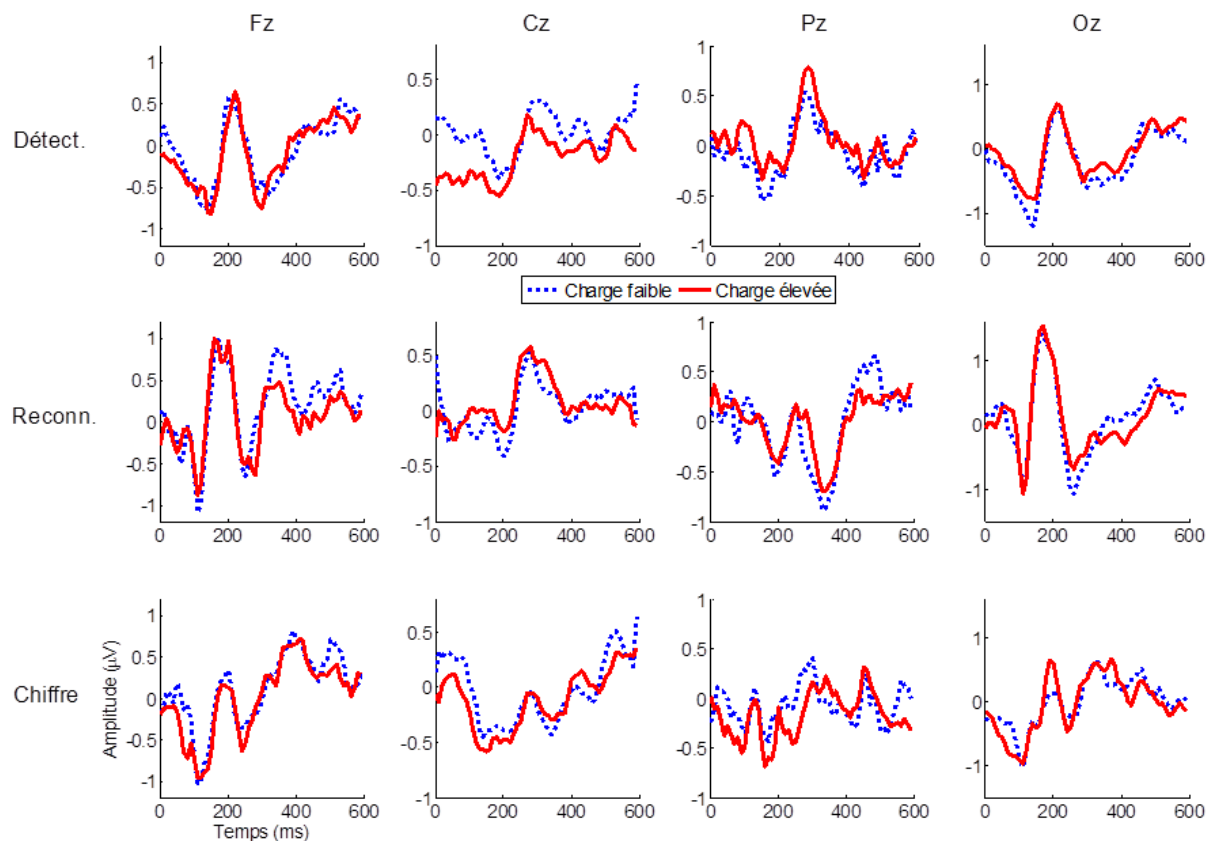


FIGURE 6.14 – Potentiels évoqués par les trois sondes au niveau des électrodes médianes. Moyenne à travers les sujets. *Délect.* : *item de détection* ; *Reconn.* : *item de reconnaissance* ; *Chiffre* : *avant-dernier chiffre à mémoriser*.

étant composé du signal concaténé des deux électrodes Cz et POz, et trois chaînes incluant une étape de filtrage spatial, par ACP, ACC ou xDAWN. Le vecteur de caractéristiques est alors le signal concaténé des deux filtres dont la valeur propre est la plus élevée. Cette comparaison a été effectuée pour les PEs élicités par l’item de reconnaissance, c’est à dire une sonde liée à la tâche pour laquelle la modulation de charge mentale est validée par les données comportementales (voir Introduction du chapitre), et qui correspond à une étape de récupération en mémoire.

Les résultats obtenus grâce à ces différentes chaînes sont présentés par la figure 6.15. Les chaînes incluant un filtrage par ACC (98%) et un filtrage par xDAWN (97%) donnent des performances significativement supérieures aux autres. Les performances de la chaîne incluant un filtrage par ACP (88%) diffèrent seulement de celles obtenues pour la chaîne sans filtrage (49%, $p < 0,01$). Les trois chaînes incluant un filtrage spatial donnent des performances significativement supérieures au hasard ($p < 0,01$), tandis que celle sans filtrage spatial, non ($p = 0,65$).

La figure 6.16 présente les patterns spatiaux des deux premiers filtres des trois méthodes de filtrage pour l’item de reconnaissance. On voit que les trois méthodes recrutent principalement l’activité provenant des sites occipitaux et fronto-centraux pour le 1^{er} filtre. En revanche, les patterns diffèrent plus pour le 2^{ème} filtre, les méthodes ACC et xDAWN prennent surtout en compte l’activité en occipital et en central, tandis que l’ACP, qui donne les moins bonnes performances, utilise principalement l’activité en temporal. L’implication des sites temporaux par l’ACP dans le phénomène de charge, qui plus est de charge liée à une tâche visuelle, est donc peu pertinente, ce qui est reflété par les performances dégradées -bien que relativement élevées- obtenues avec

cette méthode de filtrage.

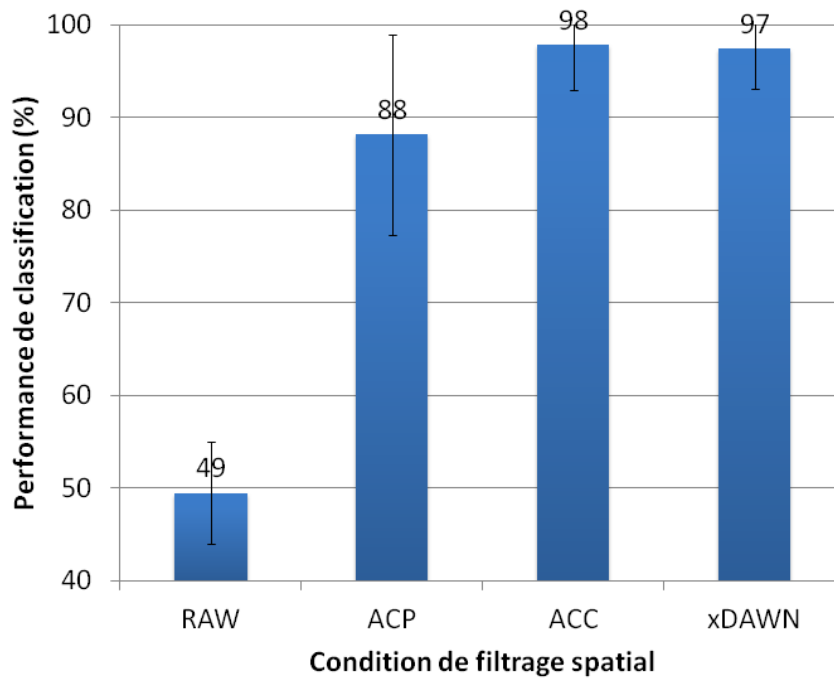


FIGURE 6.15 – Performance de classification en fonction de la condition de filtrage spatial (moyennes et écarts-types à travers les sujets). *RAW* : chaîne sans filtrage spatial ; *PCA* : chaîne incluant un filtrage par analyse en composantes principales ; *ACC* : chaîne incluant un filtrage par analyse canonique des corrélations ; *xDAWN* : chaîne incluant un filtrage par *xDAWN*.

2) Types de sondes : Nous avons donc déterminé que les chaînes incluant un filtrage spatial de type ACC ou xDAWN donnent les meilleures performances de classification binaire du niveau de charge mentale pour l’item de reconnaissance. Or, cet item correspond à une sonde liée à la tâche réalisée par les sujets. L’utilisation de ce type de sonde est donc peu réaliste pour une application vie réelle. Ainsi, il paraît nécessaire d’évaluer la pertinence de ces chaînes de traitement pour un autre type sonde, à savoir les sondes indépendantes de la tâche. L’item de la tâche de détection pour les blocs contrôles est une sonde indépendante de la tâche de mémoire attendant une réponse de type réflexe d’attention diffuse, comme celles attendues des conducteurs de train ou de tramway. Cette section évalue donc les performances de classification obtenues avec nos deux meilleures chaînes (ACC et xDAWN) pour trois sondes : une sonde indépendante de la tâche (item de détection), et deux sondes liées à la tâche provenant de deux étapes différentes de la tâche de mémoire, i.e. l’encodage (avant-dernier chiffre de la liste à mémoriser) et la récupération (item de reconnaissance).

Les résultats obtenus sont donnés par la figure 6.17. Toutes les performances sont largement supérieures au hasard ($p < 0,001$). Les meilleures performances sont obtenues grâce à l’item de reconnaissance, lié à la tâche, et ce, quelle que soit la méthode de filtrage utilisée, avec 98% avec l’ACC et 97% avec xDAWN. Ces deux performances ne diffèrent pas significativement ($p = 0,97$). En revanche, l’utilisation du filtrage par xDAWN diminue significativement les performances par rapport à l’ACC pour l’item de détection (de 91% à 87%) et pour le chiffre (de 94% à 91%; $p < 0,001$). De plus, il faut noter que les performances obtenues grâce à la sonde indépendante de la tâche sont significativement inférieures à celles obtenues grâce aux sondes liées à la tâche

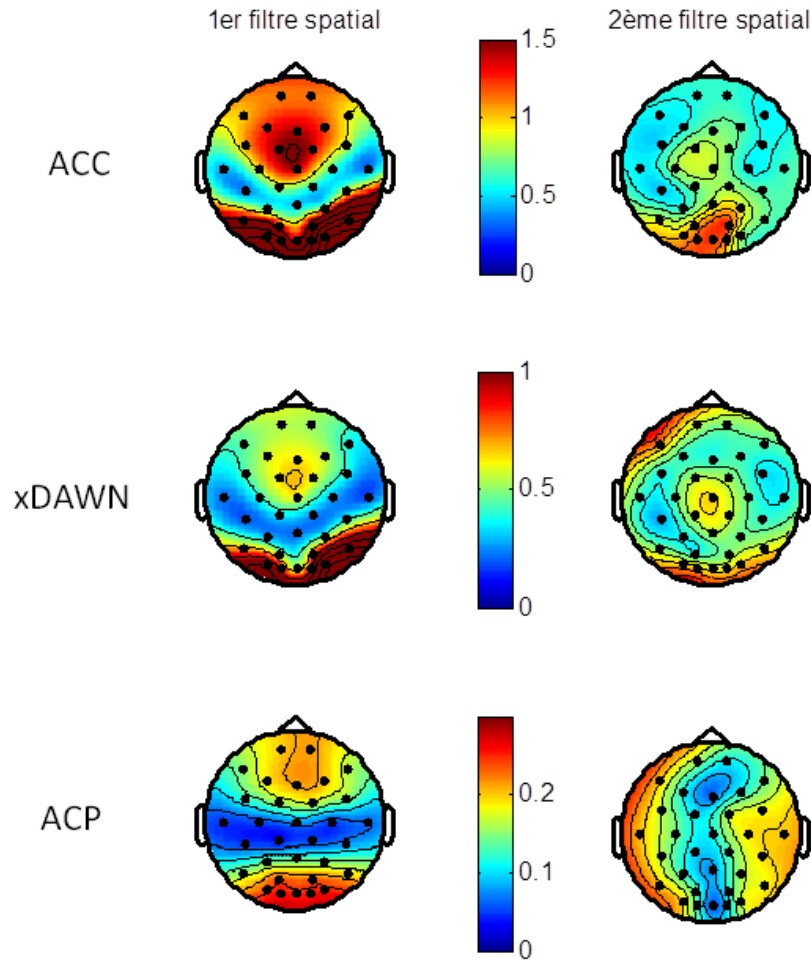


FIGURE 6.16 – Patterns spatiaux des 2 premiers filtres obtenus par les trois méthodes de filtrage spatial pour l'estimation de la charge mentale par le biais de l'item de reconnaissance. Moyennes à travers les sujets.

($p < 0,05$), mais restent toutefois relativement élevées.

La figure 6.18 présente les patterns spatiaux des deux filtres utilisés pour l'estimation, pour chacune des deux méthodes de filtrage. On voit que, comme pour les sondes liées à la tâche (figure 6.16), les deux méthodes utilisent principalement l'activité des sites occipitaux et centraux pour leur 1^{er} filtre. En revanche, pour le 2^{ème} filtre, le filtrage par xDAWN recrute l'activité des sites frontaux et occipitaux, tandis que le filtrage par ACC, plus efficace, recrute en revanche l'activité des sites centraux et occipitaux. Il semble donc peu efficace d'utiliser le signal provenant des sites frontaux pour effectuer l'estimation de la charge mentale à partir de sondes indépendantes de la tâche.

3) Fenêtre d'analyse : Dans un troisième temps, nous avons souhaité évaluer dans quelle mesure la durée et la position de notre fenêtre d'analyse de cette activité EEG évoquée influence les performances de classification. En effet, il peut paraître nécessaire de réduire la fenêtre d'analyse afin de réduire la dimensionnalité des données et d'optimiser les temps de calcul d'un éventuel système commercialisé. Dans cette sous-partie, l'impact de la longueur de la fenêtre d'analyse et de sa position temporelle dans le PE sur les performances de classification de la chaîne de traitement incluant un filtrage par ACC est détaillé, et ce, pour la sonde indépendante de la

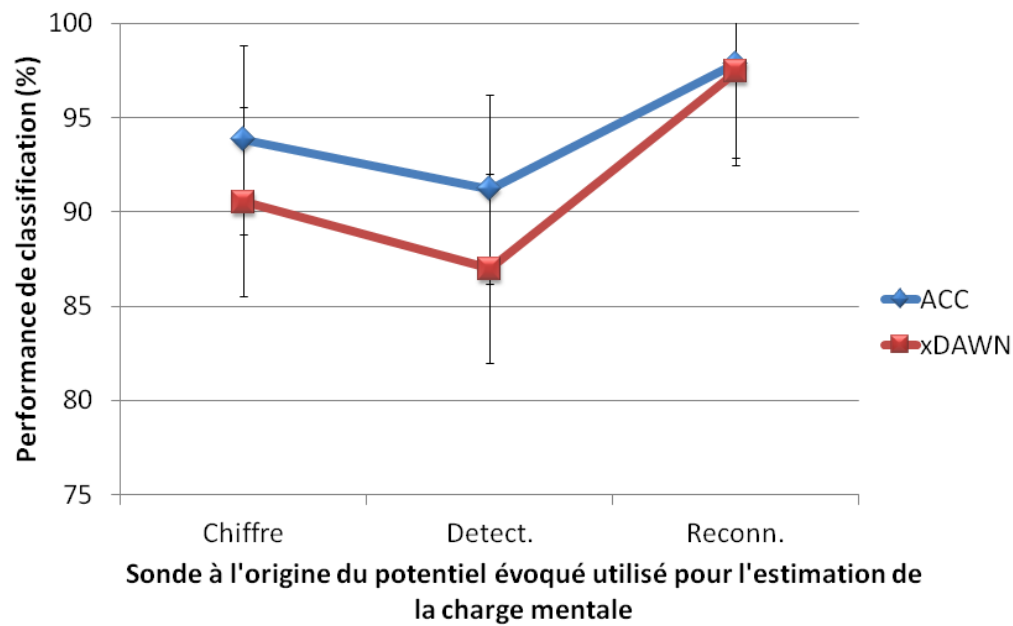


FIGURE 6.17 – Performance de classification en fonction de la sonde utilisée pour les deux chaînes les plus performantes (moyennes et écarts-types à travers les sujets). *Detect.* : *item de détection, sonde indépendante de la tâche* ; *Reconn.* : *item de reconnaissance, sonde liée à la tâche* ; *Chiffre* : *avant-dernier chiffre de la liste à mémoriser, sonde liée à la tâche*.

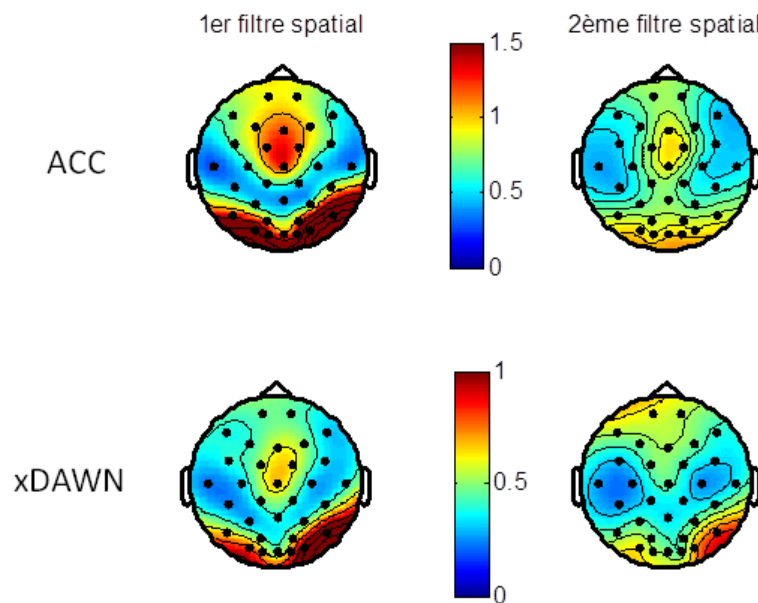


FIGURE 6.18 – Patterns spatiaux des 2 premiers filtres obtenus par les deux méthodes de filtrage spatial les plus performantes -ACC et xDAWN- pour l'estimation de la charge mentale par le biais de l'item de détection. Moyennes à travers les sujets.

tâche (i.e. item de détection), afin de se rapprocher au mieux d'une application vie réelle.

Concernant la longueur de la fenêtre d'analyse, l'utilisation d'une fenêtre incrémentée débutant à l'apparition de la sonde nous a permis d'obtenir les résultats présentés par la figure 6.19.

On voit que les performances de classification s'améliorent significativement avec l'augmentation de la durée de la fenêtre d'analyse ($p < 0,001$), et ce, pour des fenêtres de 50 ms à 200 ms. Puis, à partir de 200 ms, les performances obtenues grâce aux fenêtres plus longues atteignent un plateau et ne diffèrent plus statistiquement ($p > 0,33$).

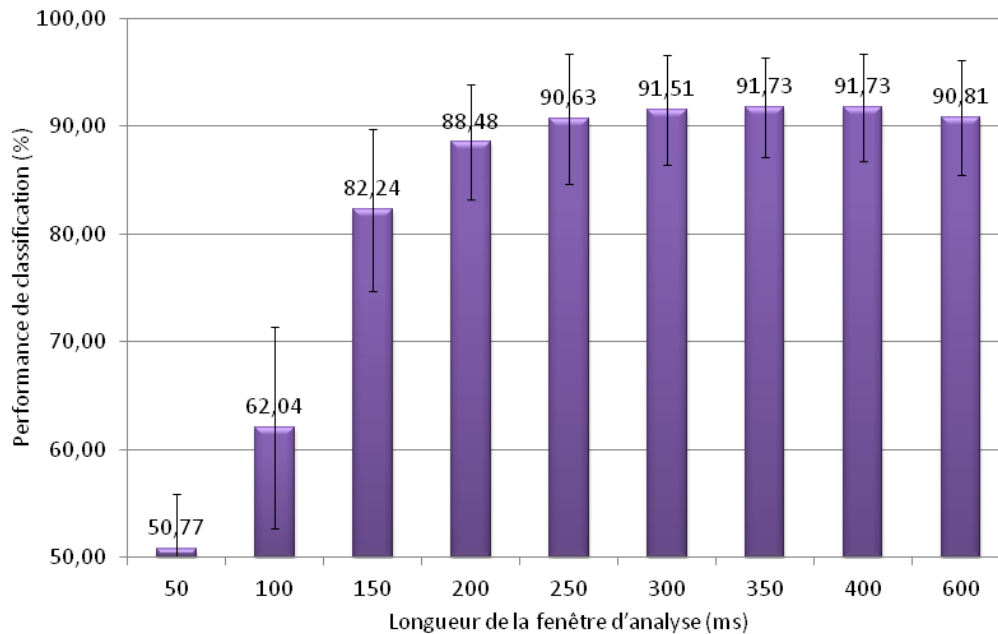


FIGURE 6.19 – Impact de la longueur de la fenêtre d'analyse de l'activité évoquée par une sonde indépendante de la tâche sur les performances de classification d'une chaîne de traitement avec filtrage par ACC (moyennes et écarts-types à travers les sujets).

En ce qui concerne la position de la fenêtre d'analyse, l'utilisation d'une fenêtre glissante de taille fixe de 100 ms avec un pas de 50 ms nous a permis d'obtenir les résultats présentés par la figure 6.20. Les performances sont modulées de manière significative par la position de la fenêtre d'analyse ($p < 0,001$). Les meilleures performances sont ainsi obtenues grâce aux fenêtres entre 100-200 ms et 150-250 ms, avec respectivement 88% et 83% de bonnes classifications. Ces performances sont significativement supérieures à celles obtenues grâce aux autres fenêtres ($p < 0,001$), mais ne diffèrent pas entre elles ($p = 0,33$). De plus, les performances diminuent progressivement de manière significative lorsque la fenêtre se rapproche du début et de la fin du segment temporel de l'activité évoquée ($p < 0,001$). La performance la plus basse est atteinte avec la fenêtre 450-550 ms, avec seulement 54% de bonnes classifications.

On voit donc que les meilleures performances sont obtenues dès que la fenêtre d'analyse comprend l'activité évoquée 200 ms après l'apparition de l'item (i.e. sonde). Ce résultat est en accord avec les résultats des analyses des PEs au niveau du groupe, puisque les composantes P2 et N2, apparaissant environ 200 ms après la stimulation, voient leur amplitude diminuer (significativement ou bien de manière tendancielle) avec l'augmentation de la charge pour les trois sondes.

Autres aspects : Il faut noter que d'autres aspects de l'estimation de la charge par le biais des PEs ont été étudiés et ne sont pas présentés en détail ici. Dans un premier temps, nous avons déterminé le nombre optimal de filtres à conserver pour la classification. Ainsi, pour une sonde indépendante de la tâche, l'utilisation d'un seul filtre ne donnait que 53% de bonnes classifications,

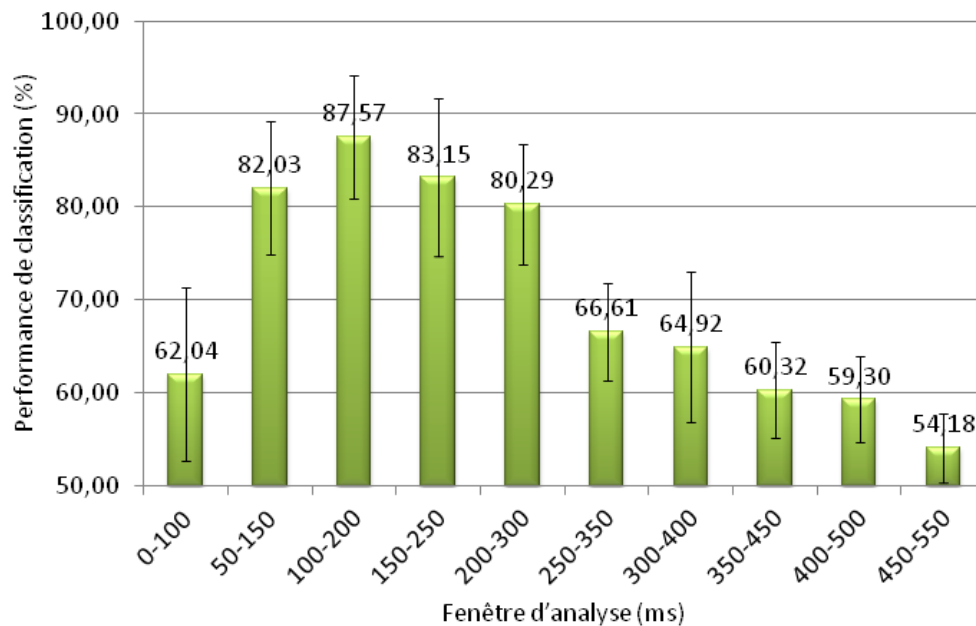


FIGURE 6.20 – Impact de la position d'une fenêtre d'analyse de 100 ms dans l'activité évoquée d'une sonde indépendante de la tâche sur les performances de classification d'une chaîne de traitement avec filtrage par ACC (moyennes et écarts-types à travers les sujets).

tandis que l'utilisation de trois filtres donnait 71% de bonnes classification. Ces performances étaient significativement inférieures à celles obtenues avec deux filtres (87% ; $p < 0,01$).

De plus, nous avons évalué l'utilité de considérer uniquement l'amplitude des pics des composantes comme caractéristiques, avec l'utilisation d'une chaîne incluant un filtrage par xDAWN. Nous avons obtenu des performances assez élevées, bien que moindres comparées à celles obtenues grâce à l'utilisation du signal du PE entier. Par exemple, pour la sonde indépendante de la tâche, nous avons obtenu 74% de bonnes classifications avec les 4 composantes N1, P2, N2 et P3, 72% avec N1, P2 et N2, 65% avec N1 et P2, et des performances au niveau du hasard avec chacune des composantes utilisée individuellement.

Enfin, étant donné les performances élevées obtenues grâce à nos chaînes incluant un filtrage spatial, nous avons évalué dans quelle mesure ces chaînes étaient utilisables en inter-sujets. Toutefois, l'entraînement de la chaîne sur l'ensemble des sujets et le test sur le sujet manquant (procédure "leave-one-out, voir chapitre 2) n'a donné que des performances au niveau du hasard (49,5%) sur la base de test, et 60% sur la base d'apprentissage. Ceci montre que, même si les performances de classification sont excellentes, les PEs sont très sujet-dépendants et qu'à notre avis, un classifieur "universel" n'est pas encore envisageable.

6.4 Phénomènes d'interaction & stabilité des chaînes de traitement

Nous avons vu que l'estimation de la charge mentale est réalisable à partir de différents types de marqueurs dont les marqueurs de puissance dans les bandes de fréquence classiques en EEG, et les potentiels évoqués induits par des stimulations liées ou non à la tâche générant la charge mentale. Afin de déterminer quel type de marqueurs permet d'estimer au mieux la charge mentale dans des situations proches de leur implémentation en vie réelle, dans cette section,

ces deux types de marqueurs et leur chaîne de traitement associée sont comparés en évaluant l'évolution de leurs performances au cours du temps passé sur la tâche. À notre connaissance, aucune comparaison de ces marqueurs n'a été effectuée de manière directe dans la littérature, et aucune comparaison de la stabilité des performances des chaînes de traitement en fonction du temps passé sur la tâche pour l'estimation de la charge mentale n'a été présentée.

Méthode

Dans cette étude, la comparaison de la pertinence des marqueurs fréquentiels et des potentiels évoqués est effectuée en utilisant uniquement les données issues des blocs de tâche contrôle du protocole WAVE² impliquant une tâche principale qui module la charge et une tâche de détection d'items géométriques de bas niveau, attendant une réponse réflexe. Cette tâche est la moins contraignante possible. Ceci nous a permis, en ce qui concerne les PEs, d'utiliser la sonde indépendante de la tâche. De plus, dans l'optique d'un système très réactif, nous avons considéré la fenêtre d'analyse la plus courte pour les marqueurs de puissance (800 ms), afin d'avoir pour nos deux chaînes une fenêtre d'analyse d'une durée inférieure à la seconde. Une comparaison de la modulation de ces marqueurs par le temps passé sur la tâche a été effectuée au niveau du groupe.

Enfin, afin de comparer la pertinence de ces marqueurs pour une application proche de la vie réelle (i.e. système réactif et tâche la moins contraignante), les chaînes de traitement utilisées dans cette comparaison sont celles qui ont permis, dans les deux études précédentes, d'obtenir les meilleures performances d'estimation de la charge basée sur ces marqueurs, à savoir, pour les marqueurs de puissance la chaîne complexe incluant sélection d'électrodes, filtrage spatial par CSP et fusion des bandes, et pour les PEs, la chaîne incluant un filtrage spatial par ACC. La comparaison est effectuée, dans un premier temps, sur leurs performances de classification, et dans un deuxième temps, sur leur stabilité dans le temps. Ces comparaisons sont des comparaisons statistiques, comme pour les études précédentes, avec un test d'ANOVA à mesures répétées, des tests de Tukey et des t-tests pour évaluer la différence d'une performance par rapport au hasard, avec un seuil de significativité à 0,05. Pour évaluer la stabilité dans le temps des deux chaînes étudiées, les chaînes sont entraînées sur des essais de début de session (bloc 2), et testées sur des essais de fin de session (bloc 5), toujours en effectuant une validation croisée décapartite, avec pour chaque niveau de charge 32, essais dans la base d'apprentissage, et 8 essais dans la base de test. Le principe général de ces comparaisons est repris dans la figure 6.21.

Résultats

Les résultats obtenus pour les données neurophysiologiques au niveau du groupe sont, premièrement, une diminution de la discriminabilité des états de charge au niveau de la puissance dans les bandes avec l'augmentation du temps passé sur la tâche (TPT). Cette diminution est illustrée par une réduction du nombre de différences significatives au niveau du groupe pour les différentes bandes de fréquence, comme illustré par la figure 6.22. On voit que plusieurs bandes de fréquence perdaient leur caractère discriminatif au niveau du groupe avec l'augmentation du temps passé sur la tâche, par exemple la bande bêta au niveau des électrodes pariéto-occipitales, ou encore la bande alpha haute (10-12 Hz). La figure 6.23 illustre la modulation de la bande alpha selon les conditions de charge et de temps passé sur la tâche. On voit ainsi qu'effectivement, il y a une réduction de la différence entre niveaux de charge pour la bande alpha haute lorsque le TPT augmente.

Concernant les potentiels évoqués, l'effet du TPT était une disparition de la différence significative entre niveaux de charge pour la composante N1 quelle que soit l'électrode considérée ($p < 0,05$), mais pour les composantes plus tardives aucune différence significative ne sortait au niveau du groupe pour un item donné. En revanche, comme détaillé dans le chapitre 7, le TPT

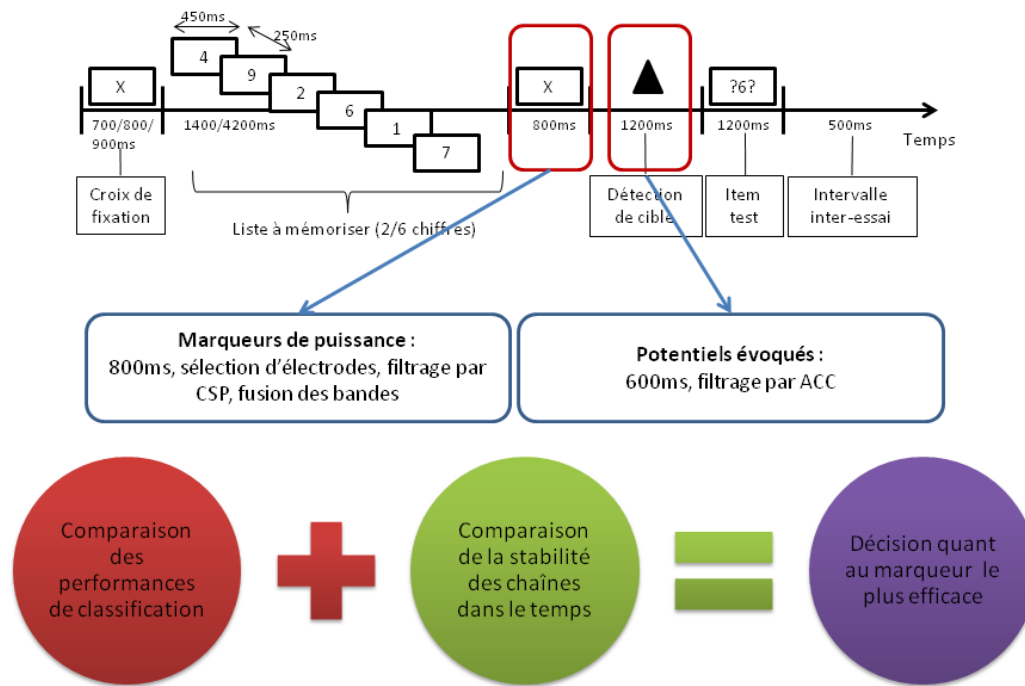


FIGURE 6.21 – Principe général de la comparaison proposée des marqueurs d'EEG spontané (marqueurs de puissance) et des marqueurs d'EEG évoqué.

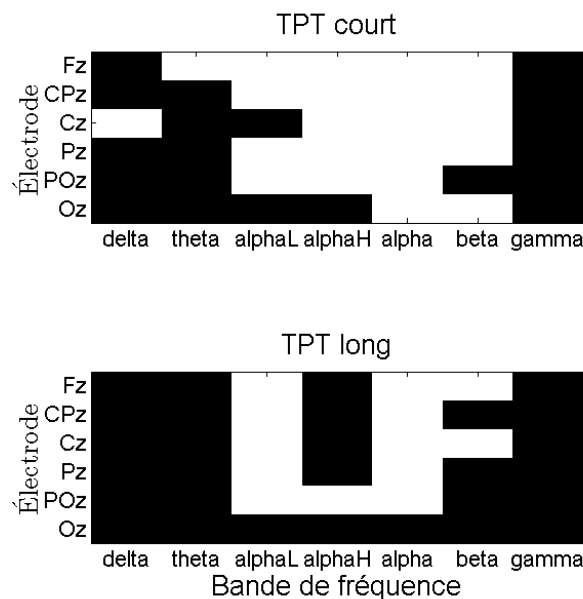


FIGURE 6.22 – Différences significatives (en blanc ; $p < 0.05$) au niveau du groupe de participants entre les conditions de charge mentale par électrode médiane, bande de fréquence et temps passé sur la tâche (TPT). α_L : 8-10 Hz ; α_H : 10-12 Hz.

et la charge mentale modulaient conjointement les marqueurs d'attention sélective liés aux items de détection des blocs de tâche test (voir chapitre 7).

Concernant les performances de classification des deux chaînes et leur stabilité dans le temps, les résultats obtenus sont donnés par la figure 6.24. De manière générale, les performances obte-

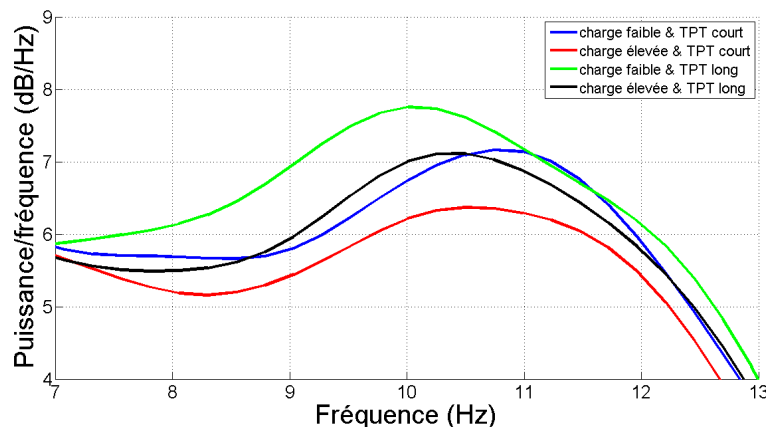


FIGURE 6.23 – Zoom sur une portion du spectre (bande alpha) en fonction de la charge mentale et du temps passé sur la tâche (TPT).

nues grâce à la chaîne basée sur les PEs sont significativement supérieures à celles obtenues grâce à la chaîne basée sur la puissance dans les bandes ($p < 0,001$). De plus, les performances obtenues grâce à la chaîne basée sur la puissance dans les bandes chutent significativement lorsque celle-ci est entraînée sur les essais de début de session et testée sur ceux de fin de session ($p < 0,001$), tandis que l'effet n'est pas significatif pour la chaîne basée sur les PEs ($p = 0,61$). Enfin, toutes les performances sont significativement supérieures au hasard ($p < 0,001$) sauf celles obtenues avec la chaîne basée sur la puissance dans les bandes et testée sur les essais de fin de session ($p = 0,30$). La dégradation des performances due au TPT pour les marqueurs de puissance peut s'expliquer par la modulation présente au niveau du groupe des marqueurs eux-mêmes, tandis que le maintien des performances pour la chaîne basée sur les PEs peut s'expliquer par l'absence de modulation significative par le TPT des composantes évoquées présentes après 150 ms.

Ces résultats montrent donc que la chaîne basée sur les PEs est à la fois plus performante en termes de classification et en termes de stabilité dans le temps. Toutefois, il faut aussi prendre en compte le caractère pratique de l'utilisation des marqueurs. Sur ce point, les mesures de puissance s'avèrent les plus pertinentes puisqu'elles permettent de faire des mesures en continu, et ne nécessitent pas de sondage intrusif à la tâche pour effectuer leur élicitation. Les avantages de chaque type de marqueurs sont repris dans la figure 6.25.

6.5 Discussion des résultats & conclusion

Ce chapitre présente plusieurs études sur l'estimation de la charge mentale à partir de marqueurs électro-encéphalographiques de l'activité cérébrale. Le but de ces études était de déterminer une chaîne de traitement optimale dont les performances soient stables dans le temps. Ainsi, la première étude visait à évaluer dans quelle mesure des **marqueurs classiques de puissance dans les bandes** extraits de l'EEG spontané pouvaient permettre une estimation de la charge. Bien que la puissance dans la bande alpha ait effectivement diminué avec l'augmentation de la charge au niveau des sites centraux en accord avec la littérature [152, 153, 154, 150, 155, 156, 157], nous avons aussi observé une diminution significative de l'activité dans la bande bêta. Cet effet de la charge sur la puissance en bêta n'a jamais été rapporté, et est peut-être dû à notre choix de fenêtre d'analyse qui correspondait à une période de rétention en mémoire, mais aussi d'attente de l'apparition de l'item de détection. Les performances obtenues grâce à notre meilleure chaîne de traitement n'ont atteint que 60% pour notre fenêtre la plus courte, ce qui est largement inférieur aux 80% obtenus avec une fenêtre d'une seconde par Heger et collaborateurs [42]. Leur

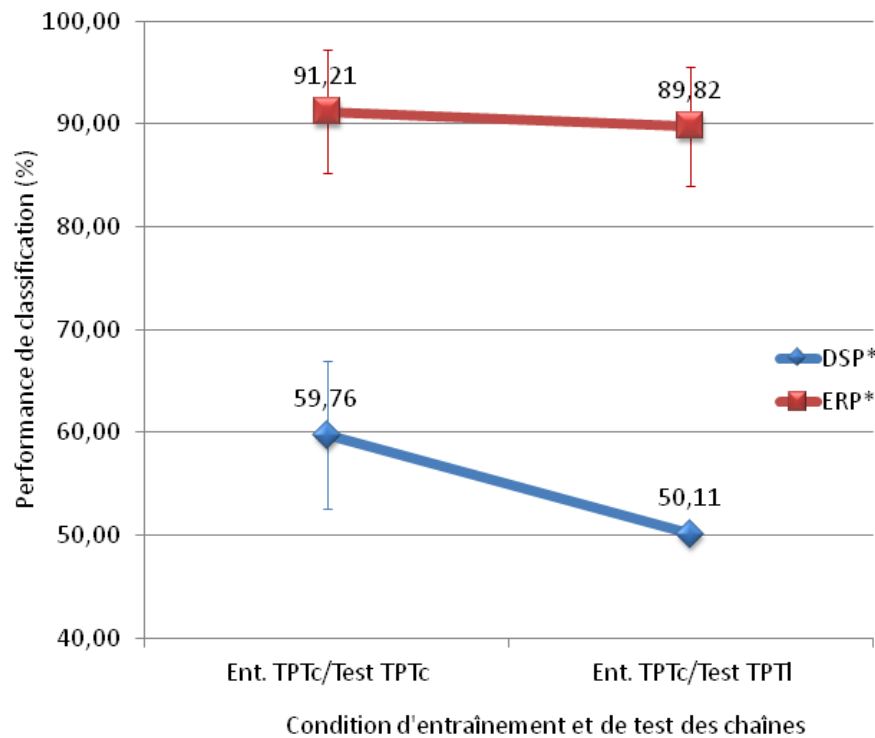


FIGURE 6.24 – Comparaison des performances de classification obtenues grâce aux deux meilleures chaînes basées sur des marqueurs de puissance ou de potentiels évoqués, selon la condition d'entraînement et de test (stabilité dans le temps ; moyennes et écarts-types à travers les sujets). *DSP** : chaîne complexe basée sur la puissance dans les bandes ; *ERP** : chaîne incluant un filtrage par ACC sur les potentiels évoqués ; Ent. TPTc/test TPTc : entraînement et test sur les essais du début de session ; Ent. TPTc/test TPTl : entraînement sur les essais du début de session, test sur ceux de fin de session.

chaîne de traitement est basée sur des marqueurs spectraux filtrés par ACP. De manière intéressante, leurs meilleures performances sont obtenues avec les bandes bêta - comme nous-, gamma et tout le spectre. Toutefois, leur étude correspond en réalité à l'estimation d'une charge en tant qu'implication dans une tâche donnée versus un état de relaxation, et ne correspond donc pas à une estimation fine, ou réelle, des états de charge telle que nous souhaitons la réaliser. Ceci peut expliquer l'utilité de la bande gamma pour classer leurs deux niveaux de charge, puisque cette bande est très sensible à l'activité motrice, qui n'est alors réalisée que dans leur condition de charge élevée (réalisation d'une tâche) et est absente dans leur condition de charge faible (état de relaxation yeux ouverts).

Nos résultats se rapprochent ainsi plutôt de ceux de Brouwer et collaborateurs [185] qui ont obtenu seulement 65% de bonnes classifications à partir de marqueurs de puissance avec une fenêtre de 2,5 s correspondant à la rétention d'une lettre et sa comparaison avec la lettre précédente (tâche de n-back ; 0 vs 2-back). Nos résultats se rapprochent également de ceux de Grimes et collaborateurs [203] qui obtiennent aussi 65% en binaire avec une fenêtre de 2 s, pour une tâche de n-back également (1 vs. 3-back). Nous avons donc obtenu à peu près les mêmes résultats pour une fenêtre au moins deux fois plus courte, ce qui est encourageant, mais reste tout de même faible. L'augmentation de notre fenêtre d'analyse (5 s) a permis d'augmenter significativement les performances, bien que très légèrement (e.g. en bêta, passage de 58% à 61%). De même, l'évaluation de notre chaîne sur les essais de tâche test plus difficiles et donc élicitant une charge plus élevée n'a pas permis de dépasser les 63% de bonnes classifications. Cette étude a donc validé

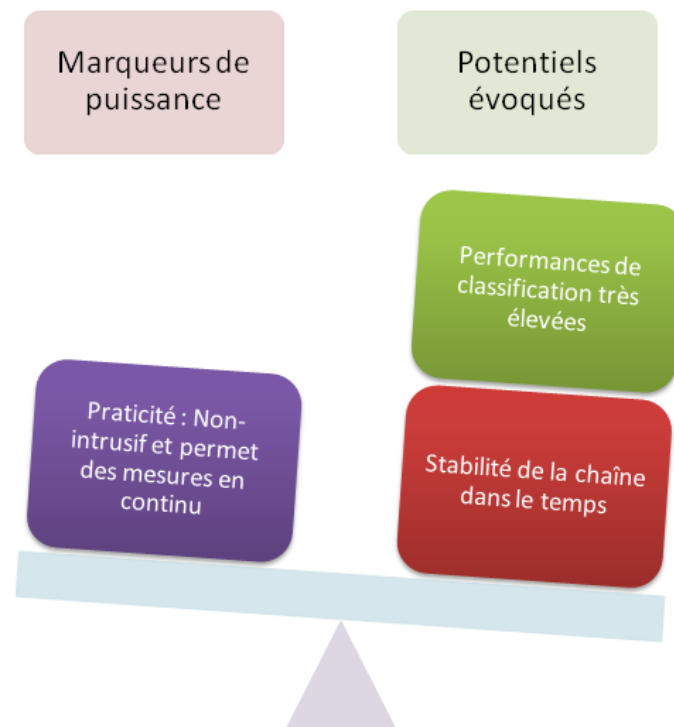


FIGURE 6.25 – Avantages de chaque type de marqueur, et de sa chaîne optimale associée.

l'intérêt des bandes alpha et bêta pour l'estimation de charge, de même que l'apport primordial d'une étape de filtrage spatial par CSP pour une estimation sur fenêtres courtes, comme montré dans le chapitre 5 sur l'estimation de la fatigue. Toutefois, les performances obtenues restant faibles, dans l'optique d'une implémentation vie réelle, nous avons étudié l'intérêt d'un autre type de marqueur EEG, les potentiels évoqués.

Notre deuxième étude de ce chapitre était ainsi centrée sur l'évaluation de l'utilité des **potentiels évoqués** pour estimer la charge mentale élicitée par une tâche. En accord avec la littérature, les potentiels évoqués par les deux stimuli liés à la tâche ont bien été modulés par la charge mentale, aussi bien au niveau des composantes précoces (N1, N2, P2) que tardives (P3) [172, 173, 158]. Pour l'item de détection, sonde indépendante de la tâche, seules des tendances à la significativité ont été observées pour les composantes N1 et P2 au niveau des sites centraux. Il faut noter que la composante P1 n'était pas modulée, et que la composante N1 voyait ici son amplitude augmenter avec la charge, ce qui n'a pas encore été rapporté dans la littérature.

Concernant l'estimation de la charge basée sur ces marqueurs, notre étude a révélé qu'une étape de filtrage spatial est primordiale afin d'obtenir des performances de classification supérieures au hasard. L'utilisation d'un filtrage par ACC ou xDAWN en conservant 2 filtres a même donné des performances très élevées, supérieures à 90%. Ces performances sont très largement supérieures à celles obtenues par Brouwer et collaborateurs [185] à l'aide d'un item de leur tâche de n-back (2,5 s), i.e. 64% avec 7 électrodes et aucun filtrage spatial. Le fait que l'ACP soit moins performante que les deux autres méthodes de filtrage peut s'expliquer par son hypothèse sous-jacente d'orthogonalité des sources qui n'est évidemment pas vérifiée en EEG. Les filtrages par xDAWN et ACC optimisent tous deux la discrimination des classes en prenant en compte l'information caractéristique d'un des deux niveaux de charge - pour xDAWN- et les deux niveaux -pour l'ACC, tandis que l'ACP travaille indépendamment des niveaux de charge connus.

De plus, dans cette étude, nous avons évalué la faisabilité d'utiliser des sondes indépendantes de la tâche générant la charge mentale. Ainsi, nous avons montré qu'il était possible d'obtenir des performances supérieures à 87% en utilisant l'item de détection inséré dans la tâche de mémoire, pour les blocs de tâche contrôle, c'est-à-dire quand les participants doivent effectuer une réponse de type réflexe similaire à celle attendue des conducteurs de train ou de tramway. À notre connaissance, aucune étude allant jusqu'à la classification n'a pour l'instant montré la pertinence de ces sondes pour l'estimation de la charge. Nos performances ont même atteint 91% grâce au filtrage par ACC qui est plus efficace pour ce type de sonde que le filtrage par xDAWN. En effet, contrairement à l'ACC, ce dernier semble trop influencé par l'activité des sites frontaux, potentiellement liée à l'activité oculaire qui n'aurait pas été assez corrigée. On voit donc qu'il est possible d'utiliser des sondes indépendantes de la tâche pour effectuer une estimation de la charge mentale, bien qu'ici la sonde attendait une réponse. L'utilité de sondes n'attendant pas de réponse motrice, voire même ignorées, doit être évaluée afin de gagner en praticité (voir perspectives de ce chapitre pour des travaux préliminaires dans cette voie). De plus, il faut noter qu'un classifieur universel n'est pas envisageable à partir de ces PEs de sonde indépendantes de la tâche, mais il reste à voir si ces marqueurs intra-sujet peuvent être généralisés à plusieurs types de tâches (voir perspectives de ce chapitre).

Enfin, cette étude a évalué les fenêtres les plus pertinentes pour estimer la charge à partir des PEs. Cette étude nous a permis de mettre en évidence que la fenêtre de 150 à 300 ms était la plus utile pour estimer la charge, en accord avec les résultats neurophysiologiques car cette fenêtre contient les composantes N2 et P2 sur lesquelles le plus de modulations significatives au niveau du groupe ont été retrouvées. Si un système basé sur ces marqueurs a comme spécification un très faible nombre de caractéristiques, alors cette fenêtre peut être sélectionnée puisqu'ainsi seules 15 valeurs de voltage par électrode peuvent être utilisées efficacement (à 100 Hz).

Notre troisième étude était une **étude comparative des marqueurs de puissance et des potentiels évoqués** avec leur meilleure chaîne de traitement associée, afin d'effectuer une estimation de la charge mentale dans des conditions qui se rapprochent au mieux d'une implémentation vie réelle. Ainsi, les chaînes comparées étaient la chaîne complexe incluant sélection d'électrodes, filtrage par CSP et fusion des bandes pour les marqueurs de puissance extraits sur la fenêtre de 800 ms, et la chaîne incluant un filtrage par ACC sur les potentiels évoqués induits par les sondes indépendantes de la tâche (item de détection). Cette comparaison statistique a été effectuée aussi bien sur leurs performances de classification de manière générale, que sur leur stabilité dans le temps. Au niveau des données neurophysiologiques sur le groupe, avec une augmentation du temps passé sur la tâche, une diminution de la discriminabilité des marqueurs de puissance pour les niveaux de charge a été révélée, tandis que les potentiels évoqués de la sonde indépendante de la tâche étaient relativement robustes à cet effet. Cette différence au niveau neurophysiologique s'est alors retrouvée au niveau des performances des chaînes de traitement, puisque la chaîne basée sur les marqueurs de puissance est devenue inutilisable avec le temps (chute au niveau du hasard), tandis que la chaîne basée sur les PEs est restée performante (90%).

Ainsi, cette dernière étude a montré qu'afin d'estimer au mieux la charge mentale à partir de marqueurs EEG, il vaut mieux privilégier les chaînes de traitement basées sur les potentiels évoqués de sondes indépendantes de la tâche et incluant un filtrage spatial, plutôt que les chaînes basées sur les marqueurs de puissance. En effet, bien que plus pratiques à utiliser, ces dernières donnent de mauvaises performances et ne sont pas stables dans le temps. À notre connaissance, aucune étude n'avait pour l'instant comparé ces types de marqueurs au sein d'une même étude, ni évalué la stabilité des chaînes de traitement basées sur ceux-ci dans le temps. Un récapitulatif des buts et résultats principaux de ces trois études est donné dans la figure 6.26.

Suite à cette étude montrant un impact de la fatigue sur l'estimation de la charge basée sur les marqueurs de puissance, une vérification poussée de l'état de fatigue des sujets a été effectuée afin de contrôler si un ré-étiquetage des données était nécessaire, et si cela pouvait améliorer les performances de classification. Toutefois, suite à ce contrôle, il a été conclu que les sujets étaient majoritairement fatigués en fin de session, et un ré-étiquetage n'a pas donné d'amélioration significative des performances. Le tableau de ces vérifications est donné en annexe (annexe C).

Ces études concernant l'estimation de la charge mentale ont donné lieu à plusieurs productions scientifiques (voir annexe G), dont trois actes de conférences internationales, un sur la stabilité avec le temps passé sur la tâche de l'estimation de la charge basée sur les marqueurs de puissance, un autre sur l'apport d'un filtrage par xDAWN pour estimer la charge à partir des potentiels évoqués, et enfin le dernier concernant la comparaison des méthodes de filtrage spatial pour PEs. De plus, la stabilité dans le temps de l'estimation basée sur les potentiels évoqués ainsi que la comparaison avec les marqueurs de puissance fait l'objet d'un article en cours de rédaction.



FIGURE 6.26 – Récapitulatif du but et des résultats principaux de chacune des 3 études concernant l'estimation de la charge mentale à partir de l'activité cérébrale spontanée et évoquée.

6.6 Perspectives & travaux en cours

Ce chapitre a présenté les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse concernant l'estimation de la charge mentale et a ainsi mis au jour l'intérêt d'une étape de filtrage spatial, aussi bien pour les marqueurs fréquentiels que pour les potentiels évoqués, et la supériorité des marqueurs évoqués pour l'obtention de performance élevée d'estimation, ainsi que pour la stabilité dans le temps de leur chaîne associée. Toutefois, il reste notamment à évaluer l'intérêt d'utiliser des **marqueurs de connectivité**, ainsi que des **potentiels évoqués par sondes indépendantes de la tâche** qui soient **ignorées** par les sujets. Enfin, il semble primordial de chercher des marqueurs de charge mentale qui soient **indépendants de la tâche réalisée**. L'étude de ces trois points est actuellement en cours. Les trois sous-parties suivantes en détaillent les principaux résultats préliminaires.

6.6.1 Marqueurs de connectivité - Stage de Radka Dolezalova

Toujours grâce aux données du projet WAVE², l'étude de l'intérêt des marqueurs de connectivité pour l'estimation de la charge mentale est actuellement à l'étude dans le cadre du stage de Radka Dolezalova au Gipsa-Lab. Ainsi, sur les fenêtres de 5 s débutant à l'avant-dernier chiffre à mémoriser, le signal des 4 régions d'intérêt (ROIs) suivantes a été utilisé : FL (électrodes frontales hémisphère gauche), FR (électrodes frontales hémisphère droit), PL (électrodes pariétales hémisphère gauche) et PR (électrodes pariétales hémisphère droit). Pour l'instant, les caractéristiques étudiées entre chacune des ces ROIs sont les suivantes :

- Covariance
- Corrélation
- Corrélation croisée : avec un même décalage pour tous les sujets (le meilleur au niveau du groupe), ou avec le meilleur décalage pour chaque sujet individuellement.

Ces caractéristiques ont été extraites soit à partir de tout le spectre, soit sur le signal filtré dans les bandes classiques delta, thêta, alpha, bêta et gamma. Comme pour nos chaînes présentées dans ce chapitre, la chaîne de traitement utilisée comportait toujours une classification par FLDA avec estimation des matrices de covariances par shrinkage, et une validation croisée décapartite.

À ce stade, les résultats préliminaires sont peu encourageants. En effet, les performances de classification n'atteignent pas les 60%, avec 55% en moyenne grâce à la corrélation croisée et 56% grâce à la covariance. Ces résultats sont donc supérieurs au hasard, mais restent inférieurs à ceux obtenus grâce aux marqueurs fréquentiels, et extrêmement inférieurs à ceux obtenus grâce aux potentiels évoqués. Néanmoins, il ne s'agit que de résultats préliminaires. Il faudra éventuellement améliorer le prétraitement de ces marqueurs, et surtout étudier l'intérêt d'autres mesures que sont les mesures de cohérence, de causalité de Granger, et de phase-locking value (PLV).

6.6.2 Sondes auditives indépendantes de la tâche et ignorées

Comme nous l'avons vu dans ce chapitre, les sondes indépendantes de la tâche génèrent des potentiels évoqués qui permettent de classer le niveau de charge mentale avec un très haut taux de bonnes classifications. Cependant, les sondes que nous avons utilisées dans ces travaux attendaient une réponse, bien que celle-ci soit de bas niveau. Leur utilisation paraît donc réalisable mais elle est un peu contraignante et surtout potentiellement perturbatrice de la tâche primaire réalisée par le sujet. L'intérêt d'utiliser des sondes indépendantes de la tâche et **ignorées** doit donc être évalué. Afin de répondre à cette question, j'ai mis en place deux campagnes expérimentales, une campagne pilote réalisée grâce à l'aide d'un stagiaire au CEA, Alexis Breust, et une campagne réalisée par moi-même au CHU de Grenoble avec montage d'un dossier déposé au CPP. Ces deux campagnes sont brièvement décrites ci-dessous, avec leurs principaux résultats.

Démonstrateur CEA - Stage d'Alexis Breust

Le stage d'Alexis Breust au CEA concernait l'implémentation sur tablette d'un démonstrateur de mesures électrophysiologiques. Il a ainsi développé plusieurs applications, dont une avec moi pour l'élicitation de potentiels évoqués auditifs par des sondes ignorées lors de la réalisation d'une tâche de mémoire. Afin de valider son fonctionnement et d'évaluer l'utilisation possible des PEs élicités par ces sondes, un protocole expérimental a été mis en place. Ce protocole comprenait la réalisation par les sujets d'une tâche de mémoire de type Sternberg implémentée sur tablette ayant donné des résultats intéressants, et de deux tâches au choix de type vie courante dont les résultats se sont avérés peu pertinents, ils ne seront donc pas détaillés ici. Dans la tâche de Sternberg, les sujets devaient retenir 0, 3, 5 ou 7 consonnes puis les rappeler dans le bon ordre. La période de rétention était de 30 s, pendant lesquelles les sujets étaient sondés par six bips. Ces

bips étaient des sons purs de 750 à 2000 Hz avec un pas de 250 Hz d'une durée de 100 ms avec une montée et une descente de 10 ms. Les données EEG de 10 participants volontaires sains (7 hommes; $m = 28,89$ ans, $s.d. = 7,02$ ans) ont été recueillies grâce à quatre électrodes Ag/AgCl fixées sur un bandeau et humidifiées au sérum physiologique. Seules les données de l'électrode Cz ont été analysées, son signal a été débruité, re-référencé, filtré entre 1 et 20 Hz, découpé (600 ms) et corrigé avec une baseline (200 ms pré-stimulation).

Les résultats principaux sont que, bien que des modulations des potentiels évoqués auditifs dues à la charge soient visibles (figure 6.27), celles-ci n'étaient pas significatives au niveau du groupe, sûrement à cause d'une variabilité inter-individuelle trop forte pour ce type de sondes. En revanche, les différences en amplitude entre composantes adjacentes étaient plus robustes à cette variabilité car des effets significatifs étaient présents. Ainsi, la différence P3N2 augmentait significativement avec la charge ($p < 0,001$). De plus, le même effet de la charge était aussi présent pour la différence P3SW ($p < 0,05$).

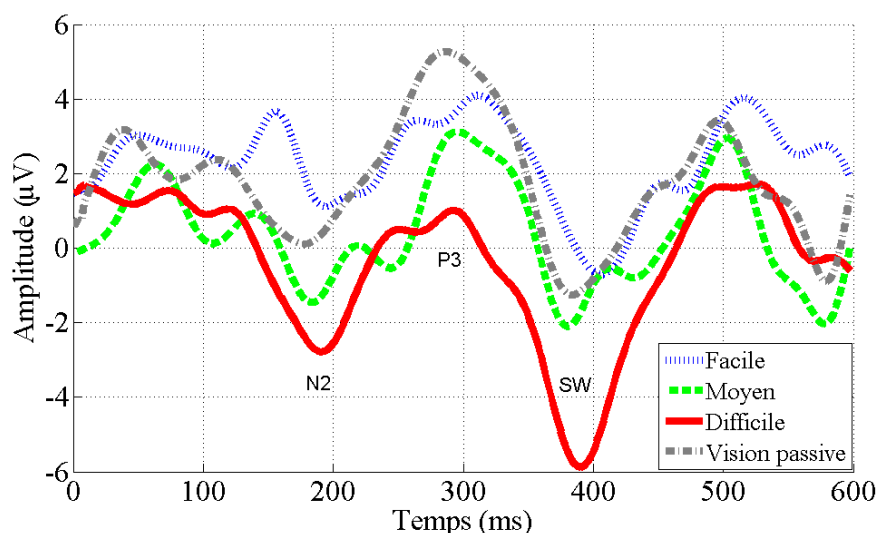


FIGURE 6.27 – Impact de la charge mentale de la tâche de Sternberg sur les potentiels évoqués auditifs au niveau de l'électrode Cz. Moyenne à travers les sujets.

Ces travaux sont à confirmer et surtout à approfondir, d'autant que peu d'essais ont été recueillis et que le signal était assez mauvais du fait de l'utilisation d'électrodes humidifiées au sérum physiologique et de la réalisation des tâches en environnement de travail. Il faudrait donc approfondir cette étude en laboratoire, ce qui est l'objet de la section suivante. Ces travaux ont fait l'objet d'un acte de conférence internationale (voir annexe G).

Projet CARACOG

Afin d'évaluer dans différents contextes de tâche la pertinence d'utiliser des sondes indépendantes de la tâche, et surtout ignorées par les participants pour effectuer une estimation de la charge mentale, j'ai monté le protocole CARACOG en fin de thèse. Ce protocole est détaillé dans le dossier déposé et validé par le Comité de Protection des Personnes du Sud-Est en annexe E. Ce protocole inclut l'utilisation de sondes auditives avec les mêmes modalités de stimulation qu'Allison et Polich [173], à savoir des sons purs de 1000 Hz (durée 100 ms, 10 ms de montée/descente, 65 dB SPL), présentés avec un intervalle inter-stimuli variant aléatoirement entre 6 et 30 s (figure 6.28). Au total, un minimum de 30 stimulations auditives par bloc de charge est diffusé par le biais d'un casque audio. Les participants doivent donc ignorer ces stimulations

auditives et rester concentrés sur leurs tâches, lesquelles étaient de différente nature. À ce jour, les passations sont encore en cours au CHU de Grenoble, et seuls six sujets sur vingt ont pour l'instant passé l'expérience.

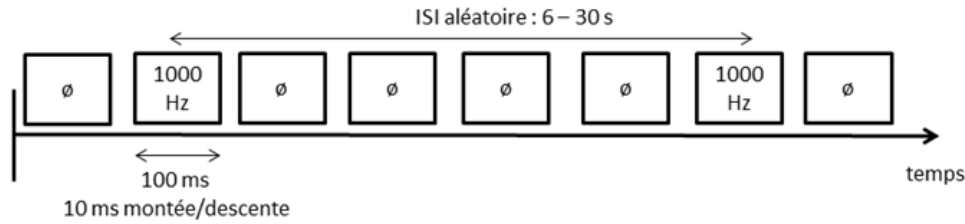


FIGURE 6.28 – Modalités de stimulation à l'aide des sondes auditives dans le protocole CARA-COG. *ISI* : *intervalle inter-stimuli*.

Les résultats préliminaires d'estimation de la charge pour une des tâches sont les suivants. La tâche étudiée ici est la Mutli-Attribute Task Battery (MATB-II) développée par la NASA et faisant varier la charge mentale par le nombre de tâches à réaliser en parallèle dont des tâches de surveillance de système d'alerte, de surveillance de jauges de fuel et de pilotage de l'avion à l'aide d'un joystick (figure 6.29). Les potentiels évoqués par les sondes auditives sont illustrés par la figure 6.30. On voit que lorsque la charge mentale est élevée, plusieurs composantes de l'activité évoquée voient leur amplitude diminuer au niveau du groupe. En ce qui concerne la classification, l'estimation de la charge a été réalisée à l'aide de la chaîne de traitement déterminée comme optimale dans ce chapitre, c'est-à-dire celle incluant une étape de filtrage spatial par analyse canonique des corrélations. Au moins 30 essais étaient utilisés par participant et niveau de charge (i.e. 30 sondes auditives), avec toujours une classification par FLDA avec shrinkage et une validation croisée décapartite. Les performances obtenues sont très élevées, comme illustré par le graphique de la figure 6.31. Ces performances dépassent toutes les 80%, avec 93% de bonnes classifications en moyenne sur les six sujets.

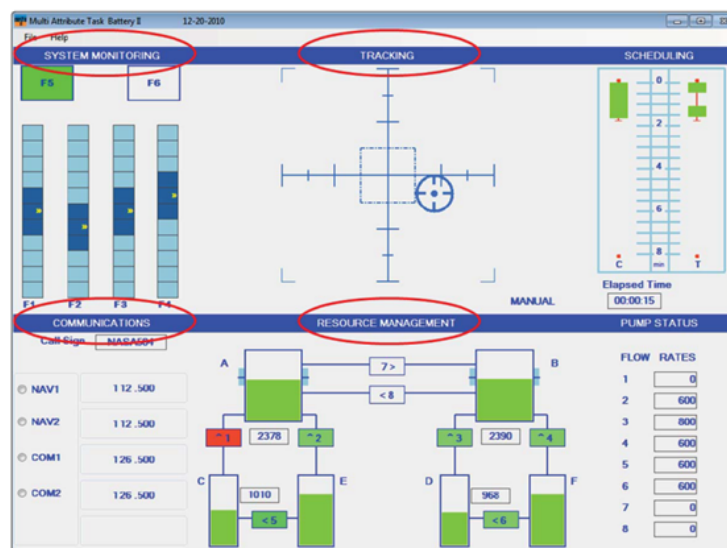


FIGURE 6.29 – Multi-Attribute Task Battery II.

Ces résultats sont uniquement des résultats préliminaires puisque 14 sujets doivent encore passer l'expérience. Les analyses statistiques des performances comportementales et des données neurophysiologiques seront alors réalisées. Toutefois, on voit un net effet de la charge sur ces

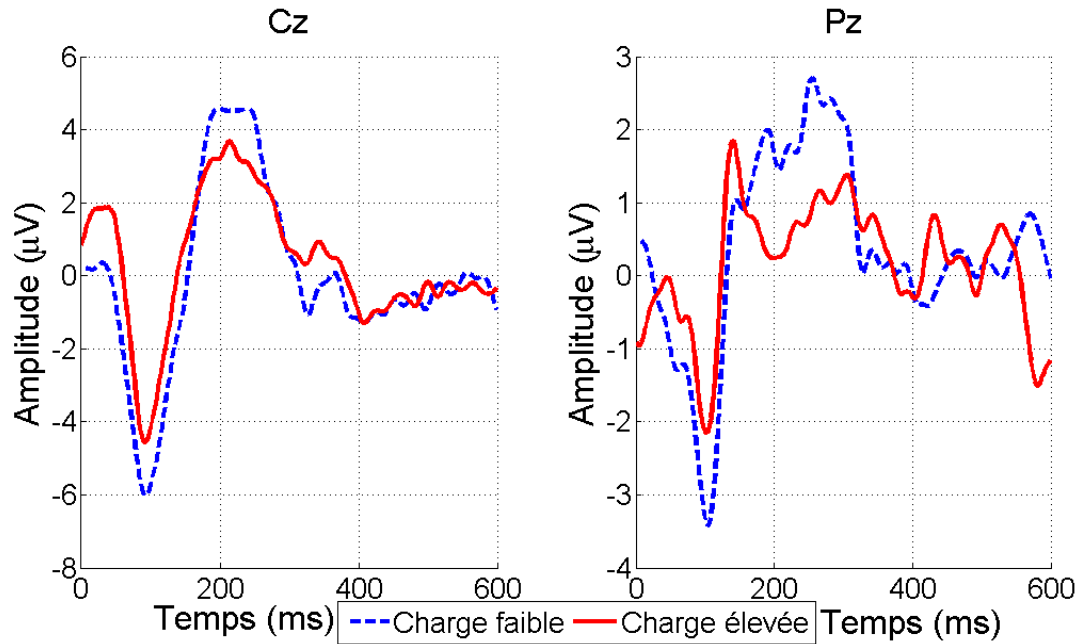


FIGURE 6.30 – Potentiels évoqués auditifs lors de la tâche MATB en fonction du niveau de charge. Moyennes à travers les 6 sujets.

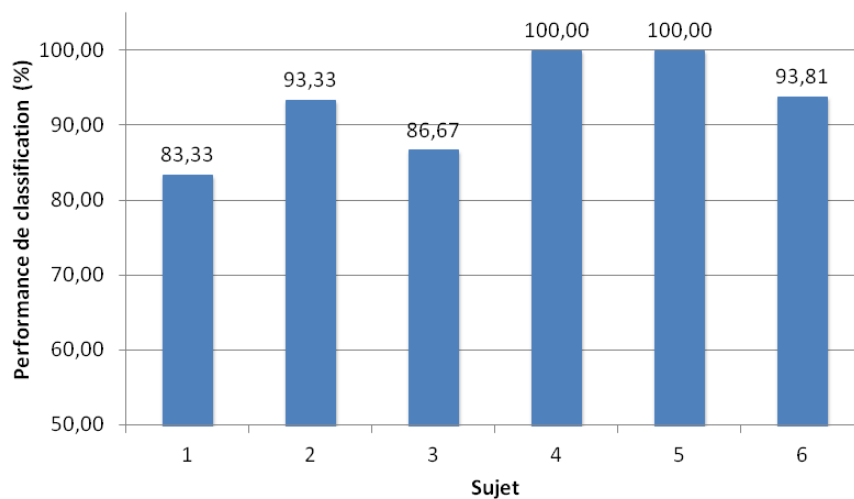


FIGURE 6.31 – Performances de classification obtenues à l'aide des potentiels évoqués auditifs pour chacun des sujets pour la tâche MATB.

données. De plus, on voit que la chaîne que nous avons sélectionnée pour classer la charge à partir de sondes visuelles indépendantes de la tâche mais attendant une réponse motrice est toujours efficace lorsque ces sondes sont auditives et de plus ignorées. Ceci montre bien que notre méthodologie est bonne, et qu'une estimation de la charge peut être réalisée de manière efficace et peu intrusive.

6.6.3 Marqueurs de charge indépendants de la tâche

Le protocole CARACOG a été imaginé dans le but de déterminer des marqueurs neurophysiologiques de la charge mentale qui soient indépendants de la tâche réalisée par les sujets (voir annexe E). Ce protocole inclut la réalisation par les sujets de cinq tâches différentes, avec une

modulation de la charge en termes de charge en mémoire (i.e. tâches de Sternberg et de n-back), d'attention divisée (nombre de tâches à réaliser en parallèle ; i.e. MATB), une tâche de calcul mental et une tâche faisant varier un stress de pression temporelle. La charge est modulée par bloc et non plus par essai comme dans le protocole WAVE². L'ordre des tâches et l'ordre des blocs de charge sont pseudo-aléatorisés (figure 6.32).



FIGURE 6.32 – Organisation du protocole CARACOG avec cinq tâches modulant la charge mentale.

Le projet CARACOG a donc pour 2^{ème} but de déterminer des corrélats électrophysiologiques qui soient utilisables afin d'effectuer une **estimation de la charge mentale indépendante de la tâche réalisée**. Seuls six sujets ont pour l'instant passé l'expérience, et les données neurophysiologiques n'ont pas encore été analysées. Les données comportementales ont bien révélé un effet significatif de la charge sur les temps de réaction et la justesse des réponses qui étaient significativement dégradés lorsque celle-ci augmentait ($p < 0,05$) pour quatre des cinq tâches. Toutefois, la tâche de pression temporelle ne présentait pas cet effet, ce qui indique que celle-ci est sûrement trop facile. Étant donné que le 1^{er} but du projet était l'utilisation de sondes indépendantes de la tâche pour l'estimation de la charge, et que les résultats préliminaires étaient très élevés, nous sommes donc optimistes quant à la mise au jour de marqueurs indépendants de la tâche.

Chapitre 7

Effet conjoint de la fatigue et de la charge sur l'attention sélective

Les deux chapitres précédents ont présenté mes travaux de thèse concernant l'estimation de la fatigue et de la charge mentales. Ce chapitre-ci présente, quant à lui, des travaux concernant l'impact conjoint de ces deux états mentaux (fatigue et charge) sur les marqueurs de l'attention sélective temporelle. Dans un premier temps, l'intérêt de cette étude est présenté, avec la littérature concernant l'épuisement des ressources lié à la fatigue et à la charge mentales, ainsi que les marqueurs de l'attention sélective temporelle et leur modulation par cet épuisement de ressources. Dans un deuxième et troisième temps seront présentés la méthodologie appliquée pour répondre aux objectifs de l'étude ainsi que les résultats obtenus. Enfin, le chapitre est clos par une discussion de ces résultats et une conclusion quant à cette étude.

7.1 Introduction

La diminution, voire même l'épuisement des ressources cognitivo-attentionnelles est constamment provoquée par les tâches que nous réalisons et nos états mentaux à un instant donné. Déterminer comment cet épuisement affecte notre capacité à traiter notre environnement est d'une importance majeure à la fois pour mieux comprendre le fonctionnement physiologique du processus d'attention sélective, et pour les applications de mental state monitoring, en particulier de neuroergonomie [2].

7.1.1 Traitement des stimuli

L'impact de l'épuisement des ressources sur la détection et le traitement de stimuli spécifiques a été scrupuleusement étudié et détaillé au niveau comportemental, et plus récemment au niveau électrophysiologique. Cette détection et ce traitement de stimuli spécifiques sont effectués par le biais de l'attention sélective. Comme vu dans le chapitre 3, l'attention sélective est la capacité à détecter et sélectionner spécifiquement un item cible parmi des items distracteurs qui doivent être ignorés afin de poursuivre plus en avant le traitement de la cible [219] ; celle-ci réfère donc à la capacité à analyser sélectivement des éléments de l'environnement par rapport aux autres éléments et à la tâche à réaliser. On parle d'attention sélective spatiale lorsque les items sont présentés simultanément, et d'attention sélective temporelle lorsqu'ils sont présentés séquentiellement [220]. Une tâche classiquement utilisée pour évaluer cette fonction cognitive est le paradigme d'oddball [222, 223, 224, 163] ; paradigme dans lequel les participants doivent détecter un item cible, généralement présenté moins souvent qu'un ou plusieurs items distracteurs. Les participants doivent compter (réponse couverte) ou effectuer une réponse spécifique ouverte pour ces items (e.g. appui bouton). En conséquence, cette tâche élicite un processus d'attention

sélective temporelle couplé au traitement de la probabilité d'occurrence des items.

D'après la littérature, l'attention sélective temporelle affecte à la fois les composantes ERPs précoces et tardives. Dans les études qui utilisent le paradigme d'oddball, le résultat classique sur le plan neurophysiologique est une modulation de la composante P300 tardive au niveau des sites centro-pariétaux et occipitaux, c'est-à-dire la composante P3b. Cette modulation dépend de la pertinence de l'item et de sa fréquence. Plus particulièrement, la P3b des items cibles a une amplitude plus élevée et une latence plus importante que celle des distracteurs, et cette différence d'amplitude augmente avec la rareté de la cible [219, 226, 227, 224, 228, 150, 229]. À noter qu'une composante P3a peut être observée au niveau des sites fronto-centraux pour des stimuli nouveaux et/ou non pertinents pour la tâche, mais apparaît rarement dans le cadre des paradigmes d'oddball [228, 230]. Les composantes précoces telles la N1 et la N2 sont aussi modulées par cette attention sélective. Ainsi, l'amplitude de la composante N1 est plus élevée pour une cible que pour un distracteur au niveau du vertex dans la modalité auditive [219] et au niveau pariétal pour la modalité visuelle [99]. Un pattern similaire est aussi rapporté pour la composante N2b dont le maximum apparaît au niveau des sites centraux [28, 231], ainsi que pour la composante N2c qui présente une distribution postérieure sur le scalp pour les stimuli visuels (pour une revue voir [232]). À notre connaissance, une seule étude a rapporté un effet de l'attention sélective temporelle sur la composante précoce P2 et la composante tardive N400 par le biais de stimuli signifiants non verbaux dans un paradigme d'oddball. Ainsi, Kaplan et Levichkina [233] ont montré que la composante P2 est plus ample pour les cibles que pour les distracteurs, et qu'une composante N400 apparaît dans les régions centro-pariéto-occipitales pour le traitement des cibles rares uniquement.

7.1.2 Épuisement des ressources

Cette fonction d'attention sélective temporelle, comme tout autre fonction cognitive, nécessite des ressources de traitement. En conséquence, tout autre processus qui puise dans ces ressources peut potentiellement interférer avec son exécution standard. La charge mentale et la fatigue mentale (découlant d'un temps passé sur la tâche grandissant) sont deux facteurs bien connus qui réduisent les ressources disponibles et impactent de manière significative le comportement des individus.

Charge mentale

Pour rappel, la charge mentale est définie par une difficulté perçue ou un effort investi par le sujet lors de la réalisation d'une tâche donnée [145] (voir chapitre 3), et peut être caractérisée en termes de ressources cognitivo-attentionnelles engagées. Cette charge mentale peut être modulée par la charge en mémoire de travail, qui a été extensivement documentée grâce au paradigme de Sternberg de mémorisation d'items présentés séquentiellement [148] (voir chapitre 3). Le temps de réaction des participants augmente linéairement avec le nombre d'items à mémoriser [149, 150]. Au niveau électrophysiologique, la charge en mémoire influence plusieurs composantes ERPs précoces et tardives comme rapporté par de nombreuses études utilisant des tâches secondaires de détection de cibles. Ainsi, l'amplitude de la composante P300 évoquée par les cibles des tâches secondaires diminue avec l'augmentation de la charge [165, 163, 166, 150, 168, 155] et est considérée comme un indicateur fiable de l'allocation de ressources en mémoire de travail [163, 164]. L'amplitude des composantes précoces N1, N2 et P2 est aussi réduite lorsque la charge augmente [278, 173, 170].

Étant donné que l'impact de la charge a principalement été rapporté dans des études utilisant des tâches d'attention sélective centrées sur le traitement des cibles, il est intéressant d'évaluer son impact sur différents types d'items, donc sur le traitement des stimuli en général. L'inter-

action entre charge mentale et attention sélective est assez bien documentée, bien que toujours controversée. En effet, certains auteurs rapportent une augmentation en justesse pour la détection des cibles lorsque la charge est élevée [250, 251]. En revanche, d'autres auteurs ont montré le pattern opposé (i.e. justesse dégradée et temps de réponse allongés, [150, 245]). Cette diminution de performance est principalement due au fait que les participants prennent les distracteurs pour des cibles ce qui peut être expliqué par un contrôle cognitif moins précis en charge élevée en faveur des distracteurs [246]. Rissman et collaborateurs ont montré que, lorsque la charge mentale est élevée, l'encodage des distracteurs élicite une activation cérébrale plus importante, ce qui suggère un traitement moins inhibé de ces items [248]. Comme les études de tâches secondaires, la plupart des études en électrophysiologie rapporte que l'amplitude des composantes ERP précoces (P1, N1 et P2) et tardives (P300) diminue lorsque la charge [167, 245, 253, 254] ou la difficulté de la tâche augmente [170], aussi bien pour les cibles que pour les distracteurs. De plus, la réduction de l'amplitude de la P300 tend vers une atténuation de la différence cible-distracteur [150]. Toutefois, il faut noter qu'une seule étude rapporte que l'amplitude de la composante P2 augmenterait avec l'augmentation de la charge [167], et une autre que les composantes N1 et P3a sont plus amples lorsque la difficulté augmente [255].

Fatigue mentale

Les effets du temps passé sur la tâche (TPT), telle la fatigue mentale, proviennent de la réalisation continue d'une tâche donnée qui requiert une attention soutenue pendant une longue période de temps [84], comme par exemple, une tâche de conduite [90, 81, 82]. La fatigue mentale est associée à une dégradation des performances comportementales (i.e. temps de réaction et justesse) avec l'augmentation du TPT [87, 88, 86, 90, 93, 91, 81, 82]. Au cours des tâches de détection d'items, le TPT et la fatigue mentale associée impactent négativement le traitement de tous les types d'items [103], avec toutefois une dégradation plus prononcée pour les cibles que pour les distracteurs [92]. Cette dégradation des performances avec l'augmentation du TPT est accompagnée d'une modulation de certaines composantes ERPs [102, 103, 84, 79, 91, 99]. Ainsi, l'amplitude de la composante P300 tardive diminue avec l'augmentation du TPT, à la fois pour les cibles et les distracteurs, ce qui suggère une réduction non-spécifique du traitement cognitif et de l'attention [256, 257, 258, 103]. De plus, l'amplitude de la composante N2b augmente et diffère moins entre les stimuli pertinents et non-pertinents avec l'augmentation du TPT [84]. Ceci reflète encore une fois une atténuation de la capacité à bloquer l'information non pertinente et à inhiber le traitement des items distracteurs.

7.1.3 But de l'étude

Dans les situations écologiques, i.e. de la vie courante, la charge et la fatigue mentales peuvent affecter conjointement notre capacité à discriminer sélectivement un item cible parmi des distracteurs. La charge mentale induit un épuisement des ressources par des efforts momentanés, tandis que le TPT induit un épuisement des ressources au cours d'une durée prolongée. Leur combinaison devrait en conséquence résulter en un épuisement important, sinon total, des ressources. À notre connaissance, aucune étude n'a pour l'instant évalué l'impact conjoint de la charge et de la fatigue mentales sur le traitement des items et l'attention sélective temporelle, à la fois au niveaux comportemental et électrophysiologique.

Cette étude centrée sur les potentiels évoqués vise à remédier à ce manque de la littérature. Afin de déterminer les corrélats neuronaux associés au traitement sélectif des items selon la charge et le TPT, des participants ont effectué le paradigme SOC (voir chapitre 4) qui combine une tâche de détection avec une tâche de mémorisation de Sternberg. La tâche de détection d'items est une version du paradigme classique d'oddball dans laquelle : 1) le processus d'attention sélective est manipulé sans inclure d'effet de probabilité d'occurrence des items, et 2) les cibles

comme les distracteurs attendent une réponse ouverte, bien que distincte. De plus, une tâche contrôle a été utilisée afin d'identifier les corrélats neuronaux associés à l'impact de la charge et du TPT sur le traitement des items dans une condition d'attention diffuse. Dans cette tâche contrôle, le paradigme utilisé est très proche du paradigme SOC ; la seule différence réside dans la tâche de détection d'items. En effet, tous les items sont alors considérés de la même manière et attendent une réponse bouton identique.

Étant donnée la littérature, nous avons émis l'hypothèse que les composantes N2 et P300, toutes deux rapportées comme étant des **marqueurs spécifiques des phénomènes de détection et de catégorisation des stimuli**, donc des processus d'attention sélective, devraient présenter une amplitude plus importante pour les items cibles que pour les distracteurs. De plus, avec l'augmentation de la charge ou du TPT, nous attendons une diminution à la fois des performances comportementales (i.e. temps de réponse allongés et justesse dégradée) et de l'amplitude des deux composantes ERPs considérées. Nous attendons aussi une atténuation de la différence entre items cibles et distracteurs qui devrait résulter de l'augmentation de la charge ou du TPT. Enfin, nous supposons un impact conjoint de la charge et du TPT sur le traitement des items, impact qui devrait s'avérer cumulatif.

Les composantes P1, N1, P2 et N400 ont aussi été étudiées mais ne font pas l'objet principal de cette étude. Les résultats détaillés obtenus pour ces composantes sont donnés en annexe (voir annexe D).

7.2 Méthodologie

Cette section méthodologie détaille les données, la chaîne de traitement et les analyses réalisées pour évaluer les hypothèses posées.

7.2.1 Données

Comme dans les chapitres précédents, les données analysées sont celles obtenues chez les 20 sujets ayant réalisé le protocole WAVE² détaillé dans le chapitre 4 (9 femmes ; 25 +/- 3,5 ans en moyenne). Du fait de la réalisation prolongée des tâches répétitives du protocole (1h31 au total), nous avons supposé que la fatigue mentale des participants devait être plus importante durant la 2nde partie de l'expérience que dans la 1^{ère}. Nous avons donc supposé deux niveaux de fatigue selon le temps passé sur la tâche (court/long). De plus, la charge était modulée par la variation du nombre d'items à mémoriser. Nous avons considéré deux niveaux de charge mentale selon que les essais demandaient la mémorisation de 2 ou 6 chiffres. Les blocs contrôles comme les blocs tests ont été considérés dans nos analyses. Il faut noter que le 1^{er} et le dernier blocs ont été retirés des analyses car présentant respectivement un effet d'apprentissage et un effet de remotivation pouvant interférer avec l'effet attendu de fatigue mentale. Ainsi, les blocs analysés étaient donc les blocs 2 et 5 pour les blocs contrôles, et 3 et 4 pour les blocs tests. Pour rappel, chaque bloc contrôle contenait 80 essais (40 de chaque niveau de charge), et chaque bloc test contenait 144 essais (72 de chaque niveau de charge) dont 25% contenaient un item cible. Le niveau de charge comme la présence d'une cible étaient pseudo-aléatorisés à travers les essais.

7.2.2 Chaîne de traitement & analyses

La chaîne de traitement utilisée dans cette étude comprend une étape de prétraitement des données, une étape d'extraction des caractéristiques incluant des étapes d'ACP pour sélectionner les fenêtres d'analyses et les électrodes pertinentes, et une étape d'analyses statistiques effectuées directement sur les caractéristiques extraites, à savoir l'amplitude des pics de nos deux composantes ERPs d'intérêt. Ces différentes étapes sont illustrées par la figure 7.1.

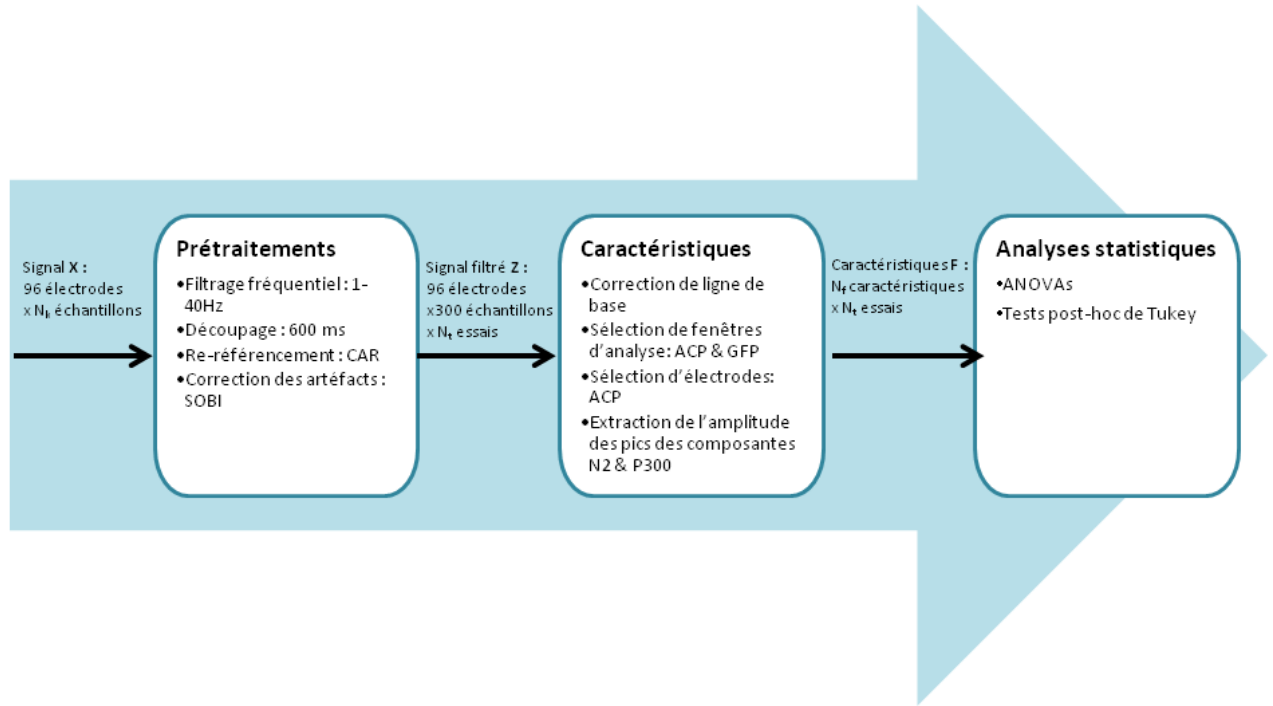


FIGURE 7.1 – Chaîne de traitement appliquée sur les données EEG afin d'extraire l'amplitude des pics des composantes N2 et P300 en vue de les analyser statistiquement selon nos conditions de charge et de fatigue mentales.

Prétraitements

Les données comportementales -temps de réponse et justesse des réponses- ont été mesurées pour les tâches de détection d'items et de reconnaissance de chiffre. Une exclusion des valeurs dépassant 2,5 écart-types par rapport à la moyenne pour chaque condition a été effectuée.

Les données électrophysiologiques brutes ont été filtrées dans la bande 1-40 Hz et re-référencées à une référence moyenne en utilisant un filtre CAR (voir chapitre 2). De plus, ces données ont été découpées en segments de 600 ms débutant à l'instant de stimulation (i.e. apparition de l'item de détection ; voir figure 7.2). Enfin, les données ont été nettoyées de tout artefact oculaire grâce à l'utilisation de l'algorithme SOBI et d'un signal de référence EOGV (voir chapitres 2 et 5). Tous les essais ont été conservés pour les analyses. Suite à cette étape de prétraitement, pour un bloc donné, les données sont donc contenues dans une matrice \mathbf{Z} de dimensions 96 électrodes par 300 échantillons par N_t essais (80 en bloc contrôle, 144 en bloc test).

Extraction des caractéristiques

Suite aux prétraitements réalisés sur les données brutes, l'étape d'extraction des caractéristiques nous a permis d'obtenir les valeurs d'amplitude des pics de nos deux composantes ERPs d'intérêt, i.e. N2 et P300. Cette étape d'extraction inclut premièrement une correction de ligne de base effectuée en soustrayant la moyenne du voltage des 500 ms de la croix de fixation débutant l'essai à notre signal de 600 ms. Puis, afin de sélectionner les fenêtres d'analyse et les électrodes d'intérêt, les signaux étaient moyennés pour chaque participant et chaque électrode selon le type d'item (cible, distracteur, neutre), la condition de charge (faible/élevée) et de TPT (court/long). À partir de ces données, la sélection des fenêtres d'analyse et des électrodes pertinentes a ensuite

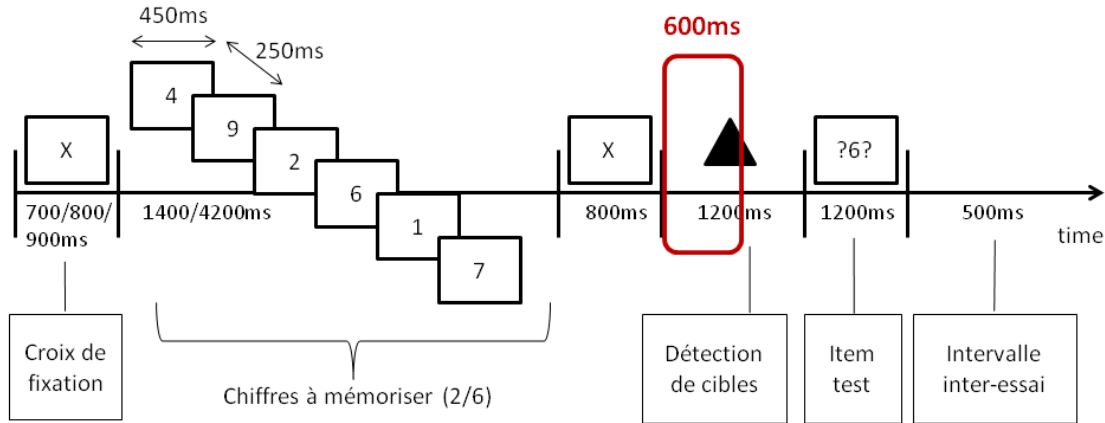


FIGURE 7.2 – Structure des essais des tâches réalisées par les participants. Le segment entouré correspond à la fenêtre d'extraction des potentiels évoqués par l'item de détection.

été réalisée sur la base de critères objectifs. Le détail de ces étapes est donné dans les paragraphes qui suivent. Plusieurs composantes ERPs (fenêtres d'analyses) et groupes d'électrodes pertinentes pour chacune de ces composantes à travers nos conditions expérimentales ont été identifiés grâce à une analyse de "global field power" (GFP ; équivaut à la déviation standard spatiale ; [279]), et une analyse en composantes principales spatio-temporelle (ACP ; [280, 281]). Toutes les ACPs étaient basées sur des matrices de covariances normalisées par rotation varimax [282]. Tous les facteurs temporels et spatiaux (fenêtres et électrodes) expliquaient au moins 5% de la variance totale.

Sélection de la fenêtre d'analyse : Afin de sélectionner les meilleures fenêtres d'analyses pour étudier nos composantes ERP d'intérêt (N2 et P300), une ACP temporelle a été réalisée sur la matrice $\mathbf{Z}_{ACPtemp}$ de dimensions 23040 (96 électrodes par 20 participants par 3x2x2 conditions expérimentales) par 300 (échantillons). Cette analyse nous a permis d'identifier les échantillons temporels qui expliquaient la plus grande partie de la variance dans les données. Six facteurs temporels (TF) remplissaient nos critères de sélection (figure 7.3 A.) et expliquaient 60,96% de la variance temporelle totale. Les fenêtres que nous avons ensuite sélectionnées correspondaient à : 1) celles dont les échantillons temporels avaient des poids factoriels dépassant un seuil de 0,6, et 2) dont nos composantes d'intérêt -N2 et P300- étaient clairement détectables sur les PEs moyens et l'analyse GFP (figure 7.3 B.). En conséquence, deux TF ont été conservés, à savoir TF2 qui incluait deux fenêtres : 102-140 ms et 188-242 ms, et TF5 : 250-396 ms. En nous reportant aux PEs moyens, nous avons confirmé que ces périodes temporelles incluait les composantes N2, pour TF2 (188-242 ms), et P3 pour TF5 (250-396 ms).

Sélection d'électrodes : Dans un deuxième temps, une ACP spatiale a été effectuée afin de sélectionner les groupes d'électrodes les plus pertinentes pour étudier l'influence de nos conditions expérimentales sur nos composantes ERPs. Ainsi donc, une ACP spatiale a été effectuée sur chacune des fenêtres d'analyse sélectionnées par l'étape précédente, sur les matrices $\mathbf{Z}_{ACPs\text{spat},N2}$ et $\mathbf{Z}_{ACPs\text{spat},P3}$ respectivement de dimensions 12960 (54 échantillons par 20 participants par 3x2x2 conditions expérimentales) par 96 (électrodes) et 35040 (146 échantillons par 20 participants par 3x2x2 conditions expérimentales) par 96 (électrodes). Ceci nous a ainsi permis d'identifier les électrodes qui expliquaient la majeure partie de la variance dans les données.

Pour la fenêtre de 188-242 ms (N2), 4 facteurs spatiaux remplissaient nos critères de sélection.

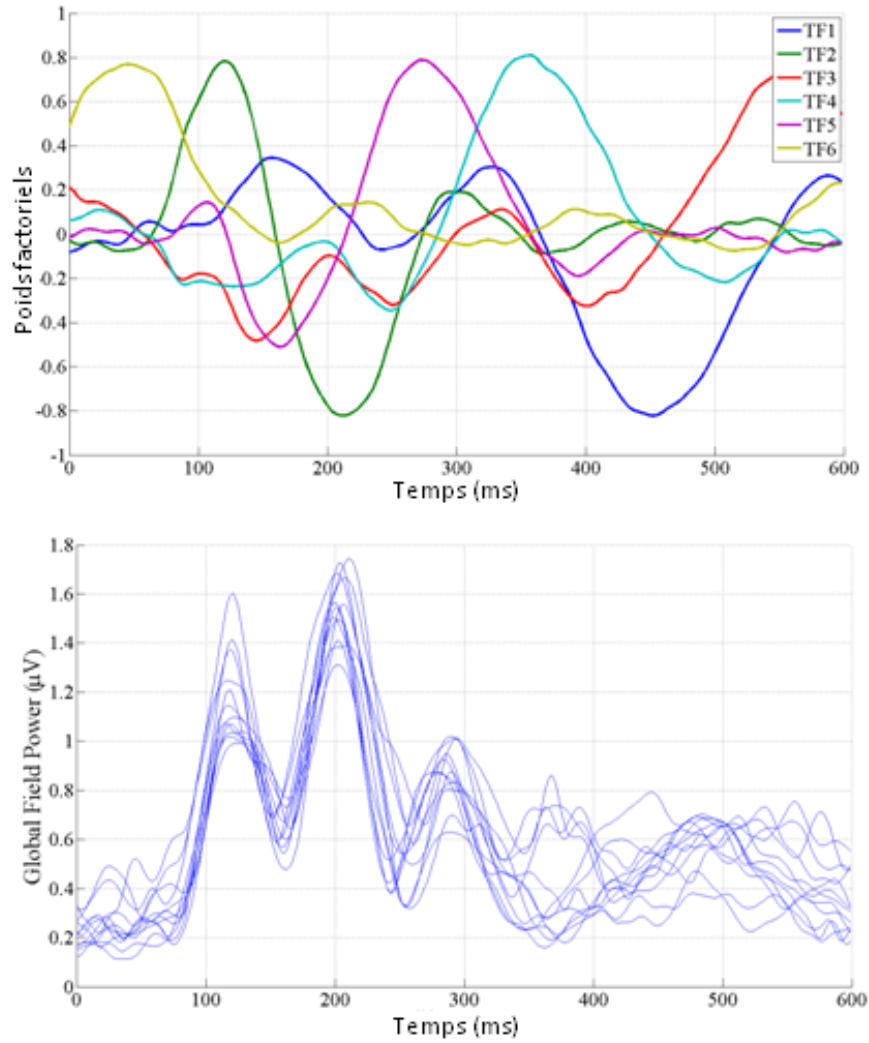


FIGURE 7.3 – A. Facteurs temporels (TF) expliquant au moins 5% de la variance temporelle totale. B. Global Field Powers moyennés à travers les participants pour chaque condition expérimentale.

tion, avec 70,26% de variance totale expliquée cumulée. Nous avons décidé de ne conserver que le 1^{er} filtre car celui-ci présentait une distribution dipolaire claire en accord avec la représentation topographique des PEs moyennés et de la littérature (figure 7.4 A.). Les électrodes sélectionnées étaient les 5 électrodes qui présentaient les facteurs de poids les plus bas (en accord avec une composante négative, N2), ainsi que leur équivalente sur l'hémisphère opposé, si celle-ci n'était pas sélectionnée par l'ACP spatiale (afin d'évaluer la latéralité des réponses neurales). Les électrodes sélectionnées correspondaient à un groupement pariétal d'électrodes¹.

Pour la fenêtre de 250-396 ms, 3 SF remplissaient nos critères de sélection, avec 68,46% de variance totale expliquée cumulée. Ces 3 facteurs ont été conservés afin de mieux rendre compte de la représentation topographique des ERPs moyennés pour cette fenêtre (activité antérieure mais aussi postérieure ; figure 7.4 B.). Enfin, les variables sélectionnées (électrodes) étaient celles dont les poids factoriels dépassaient un seuil restrictif de 0,8 à travers tous les facteurs sélectionnés, ainsi que leur équivalente sur l'hémisphère opposé. Les électrodes sélectionnées correspondaient

1. Pz, P1/2, PPO1h/2h, P3/4, P5/6

à deux groupements, un groupement fronto-central et un groupement pariéto-occipital².

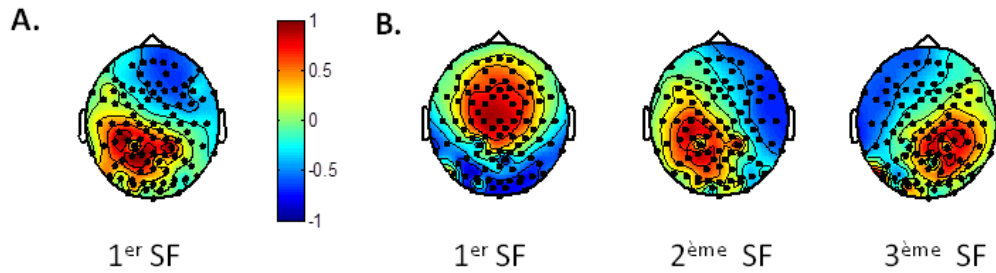


FIGURE 7.4 – Facteurs spatiaux sélectionnés pour chaque fenêtre temporelle d'analyse. Moyenne à travers les participants. A. Fenêtre de 188-242 ms. B. Fenêtre de 250-396 ms.

Caractéristiques : Une fois les fenêtres d'analyse et les groupements d'électrodes pertinentes sélectionnés, l'amplitude des pics de nos composantes d'intérêt a été extraite pour chaque essai et chaque participant en sélectionnant automatiquement la valeur maximale ou minimale du voltage selon la polarité de la composante (i.e. négative pour la N2, positive pour la P300). Ensuite, la valeur moyenne de l'amplitude des pics à travers les essais a été calculée pour chaque participant, électrode et condition expérimentale. Pour une composante donnée, le vecteur de caractéristiques obtenu et qui va subir les analyses statistiques était de dimensions 20 (nombre de participants) par le nombre de conditions expérimentales ($3 \times 2 \times 2$ par le nombre d'électrodes) : \mathbf{f}_{N2} de dimensions 20×243 , et \mathbf{f}_{P3} de dimensions 20×336 .

Analyses statistiques

Des analyses statistiques ont été effectuées à la fois sur les données comportementales afin de vérifier l'impact des facteurs manipulés, mais aussi sur les caractéristiques extraites par notre chaîne de traitement, à savoir l'amplitude des pics des nos deux composantes d'intérêt, la N2 et la P300. Ces analyses sont détaillées dans les paragraphes suivants.

Données comportementales : Afin de mieux comprendre les effets du traitement sélectif des items cibles et distracteurs (condition d'attention sélective) sur les performances comportementales (i.e. temps de réaction et justesse) dans les blocs tests, ces effets ont été comparés statistiquement à la condition d'attention diffuse sur tous les items des blocs contrôles (item neutre). Les données comportementales ont été évaluées grâce à une ANOVA à mesures répétées avec comme facteurs intra-sujet le type d'item (cible/distracteur/neutre), la charge (faible/élevée), le TPT (court/long) et l'électrode considérée. De plus, comme vu dans le chapitre 5, la fatigue mentale a aussi été évaluée par le biais d'un questionnaire de ressenti (échelle KSS). Les données de ressenti ont aussi été soumises à une ANOVA avec pour seul facteur intra-sujet le moment de remplissage du questionnaire dans la session (avant/à la moitié/après). Toutes les comparaisons ont été effectuées grâce au test post-hoc de Tukey, et le seuil de significativité était fixé à 0,05.

Potentiels évoqués : Les vecteurs de caractéristiques extraits à partir de nos potentiels évoqués ont chacun été soumis à une analyse statistique afin d'évaluer, comme pour les données comportementales, l'impact de nos conditions expérimentales sur l'amplitude moyenne des pics de nos composantes d'intérêt. Ainsi, ils ont été soumis à une ANOVA à mesures répétées avec pour facteur intra-sujet le type d'item traité (cible/distracteur/neutre), la charge (faible/élevée)

2. Cz, C1/2, CP1/2, CCP1h/2h, CPP3/4h, CP3/4, FC1/2, FCC3h/4h, FFC1h/2h, et P1/2, P3/4, PPO9h/10h, PO9/10, POO9h/10h, Iz

et le TPT (court/long) et l'électrode considérée. Toutes les comparaisons de moyennes ont été effectuées grâce au test post-hoc de Tukey et le seuil de significativité était fixé à 0,05.

7.3 Résultats

Cette section présente les résultats obtenus grâce aux analyses statistiques réalisées sur les données comportementales et les valeurs d'amplitude des pics des deux composantes d'intérêt, la N2 et la P300.

7.3.1 Performances comportementales et fatigue ressentie

L'effet du TPT et de la charge mentale sur le ressenti des sujets, comme sur leur temps de réponse et la justesse de leur réponse a été validé et présenté respectivement dans les chapitres 5 et 6. Seront détaillés dans cette section uniquement les résultats concernant l'effet principal du type d'item et l'effet des facteurs expérimentaux de charge et de TPT en interaction avec l'effet d'item. L'ensemble des données comportementales est donné en annexe (voir annexe D).

Pour la tâche de reconnaissance, aucun effet principal du type d'item n'est sorti significativement pour les temps de réponse et la justesse ($F(2, 38) = 0,26, p = 0,77$ et $F(2, 38) = 0,05, p = 0,96$). L'interaction entre le TPT et le type d'item tendait en revanche à être significative sur les temps de réponse à l'item de reconnaissance ($F(2, 38) = 2,79, p = 0,07$). En effet, les participants répondaient plus rapidement après une cible qu'après un distracteur ou un neutre, uniquement dans la condition de TPT court ($p < 0,05$).

Pour la tâche de détection, l'analyse statistique a révélé un effet principal du type d'item significatif à la fois sur les temps de réponse ($F(2, 38) = 29,13, p < 0,001$) et sur la justesse ($F(2, 38) = 4,46, p < 0,05$). Les cibles induisaient des temps de réponse plus longs que les distracteurs, qui eux-mêmes induisaient des temps de réponse plus longs que les neutres ($p < 0,01$). De plus, les cibles induisaient une justesse moins élevée que les distracteurs et les neutres ($p < 0,05$). Aucune interaction significative n'a été trouvée entre les facteurs.

7.3.2 Potentiels évoqués

Lors de la sélection des fenêtres d'analyse, plusieurs composantes ERPs ont pu être identifiées indépendamment des conditions expérimentales. Toutefois, nous nous sommes centrés sur l'étude de deux de ces composantes, la N2 et la P300, composantes rapportées comme indicateurs majeurs des processus d'attention sélective. L'amplitude des composantes était maximale, pour la composante N2, vers 200 ms post-stimulation au niveau des sites pariétaux, et pour la composante P300, à 280 ms environ avec un pic en fronto-central (P3a), et un autre en centro-pariétal (P3b).

Les analyses statistiques ont révélé une amplitude plus élevée des composantes ERP d'intérêt pour les cibles par rapport aux distracteurs et aux stimuli neutres, au niveau des sites pariétaux pour la N2 ($p < 0,05$) et des sites fronto-centraux et centro-pariétaux pour la P3a et la P3b ($p < 0,001$). Une dissociation entre les trois types d'items est même apparue pour la composante P3a au niveau des sites frontaux. Les cibles ont ainsi élicité une amplitude plus importante pour cette composante que les neutres, qui eux-mêmes ont élicité une amplitude plus importante que les distracteurs ($p < 0,05$; figure 7.5). Cet effet d'item pour la P3a est apparu en particulier dans la condition de charge élevée. Enfin, le TPT et la charge ont influencé conjointement l'effet d'item observé pour la composante N2 au niveau des sites pariétaux ($p < 0,05$; figure 7.6). L'analyse a révélé que la différence significative d'amplitude entre la cible et les autres items apparaissait avec l'augmentation de la charge et du TPT. De plus, il faut noter que nous avons aussi observé

une interaction significative de la charge et du TPT indépendamment du type d'item, pour la composante P3 au niveau des sites fronto-centraux ($p < 0,01$). L'amplitude de cette composante était réduite lorsque le TPT augmentait, uniquement dans la condition de charge faible.

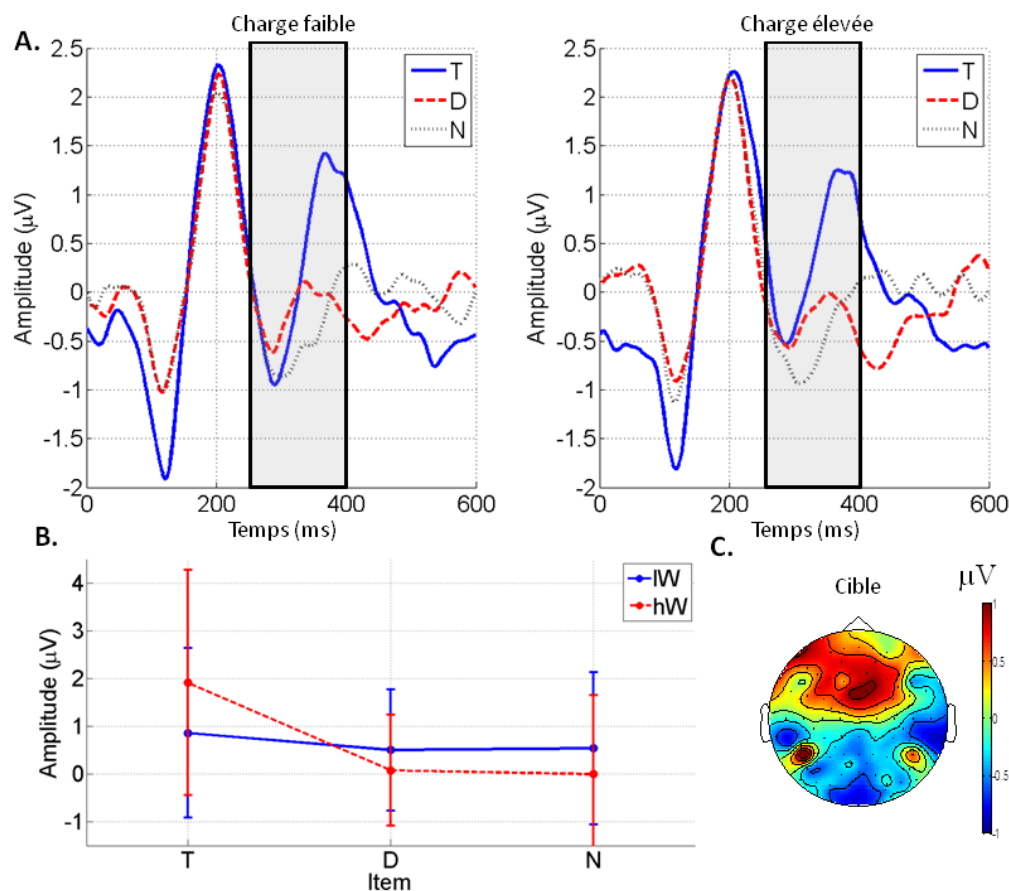


FIGURE 7.5 – Impact de la charge mentale sur l'effet d'item pour la composante P300. Moyennes à travers les sujets. A. Potentiel évoqué au niveau de l'électrode FCC1h. Aire grisée : fenêtre d'analyse. B. Valeurs moyennes de l'amplitude du pic de la composante à l'électrode FCC1h. C. Distribution topographique lors du pic de la P300 pour les items cibles. *T* : cible, *D* : distracteur, *N* : neutre, *lW* : charge faible, *hW* : charge élevée.

Enfin, bien que notre analyse se soit focalisée ici sur les composantes N2 et P300, il doit être noté que des effets de nos facteurs expérimentaux ont été également observés sur d'autres composantes. L'ensemble des résultats de nos analyses statistiques ainsi que les figures des autres composantes sont donnés en annexe (voir annexe D).

7.4 Discussion des résultats

Cette étude a évalué dans quelle mesure deux types de processus épuisant les ressources cognitivo-attentionnelles, tels le temps passé sur la tâche et la charge mentale, peuvent affecter conjointement et cumulativement notre capacité à détecter sélectivement des items cibles, et plus généralement à traiter les stimuli, au niveau électrophysiologique.

7.4.1 Traitement des stimuli

Bien que nous n'ayons pas posé d'hypothèse quant à des différences de performance entre les types d'items, il se trouve que les cibles ont induit une performance de détection moindre que

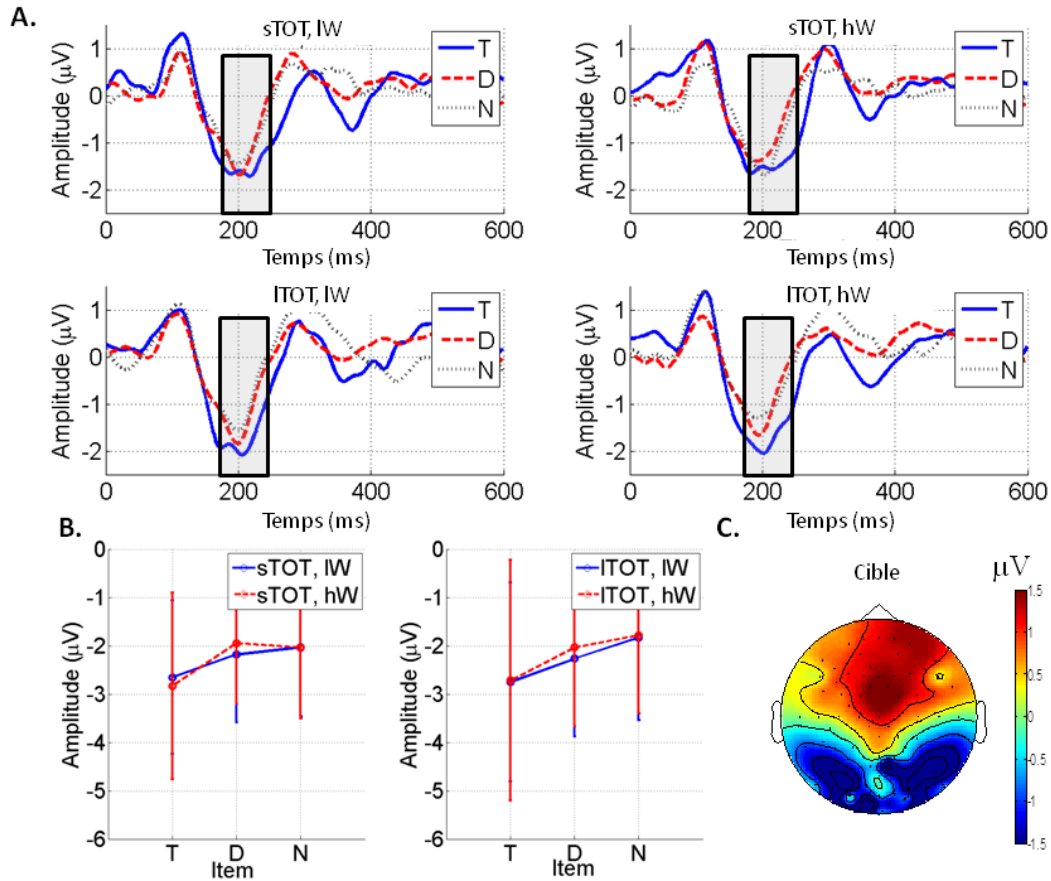


FIGURE 7.6 – Impact du temps passé sur la tâche et de la charge mentale sur l'effet d'item pour la composante N2. Moyennes à travers les sujets. A. Potentiel évoqué au niveau de l'électrode P5. Aire grisée : fenêtre d'analyse. B. Valeurs moyennes de l'amplitude du pic de la composante à l'électrode P5. C. Distribution topographique lors du pic de la N2 pour les items cibles. *T* : cible, *D* : distracteur, *N* : neutre, *sTOT* : temps court, *ITOT* : temps long, *IW* : charge faible, *hW* : charge élevée.

les distracteurs et les neutres, avec des temps de réponse allongés et une justesse dégradée. Les composantes ERP élicitées par nos items étaient celles classiquement élicitées par le traitement de stimuli visuels dans une tâche d'oddball, dont la composante N2c reflétant les processus de catégorisation [283, 28] et la P300 reflétant les processus attentionnels [219]. La composante P3a est rarement rapportée dans un paradigme d'oddball. Toutefois, notre paradigme n'était pas une tâche classique d'oddball puisque cette tâche était étalée dans le temps et était insérée au sein d'une autre tâche. Ceci peut expliquer pourquoi une composante P3a, associée au traitement des stimuli nouveaux dans la littérature, soit élicitée ici [228]. Une autre explication de l'élicitation d'une P3a est le fait que, dans ce paradigme, les items de détection étaient des stimuli non pertinents pour la tâche principale -la tâche de mémoire [230].

La différence dans les données comportementales entre cibles et autres items était reflétée au niveau électrophysiologique dès les premières étapes du traitement des items, dans un large réseau cérébral impliquant les sites fronto-centraux, pariétaux et pariéto-occipitaux. En effet, des composantes plus amples ont été trouvées pour les cibles par rapport aux items distracteurs et neutres, à la fois pour les composantes précoces (N1, P2, N2) et tardives (P3a, N400), en accord avec la littérature [219, 232, 233, 231, 99]. Considérés ensemble, ces résultats comportementaux et électrophysiologiques confirment l'idée que le traitement des cibles est plus exigeant pour les

participants que celui des distracteurs et des neutres. En effet, du fait de la spécificité et de la rareté de la réponse associée à la cible, le traitement des cibles demande un contrôle cognitif plus important et plus de ressources attentionnelles que les stimuli distracteurs et neutres. Le recrutement de plus de ressources peut alors impacter positivement des processus adjacents effectués séquentiellement avec ce traitement des items. Par exemple, celui-ci pourrait améliorer les performances de mémoire, comme illustré par les meilleures résultats obtenus pour la tâche de reconnaissance lorsque l'item test suit le traitement d'une cible comparativement à lorsqu'il suit un autre type d'item. De plus, le traitement précis des cibles était le but principal de la tâche. En conséquence, ce résultat peut être relié aux études sur la performance qui montrent que la récompense améliore la performance [284, 285], si nous considérons que réussir à détecter la cible est une forme de récompense. Enfin, de manière plus générale, on peut considérer que la détection effective de la cible peut améliorer la motivation des participants, et ainsi bénéficier à la performance d'une tâche subséquente [286, 285].

Concernant les distracteurs, l'étude a aussi révélé une distinction entre ce type d'item et les items neutres, à la fois au niveau comportemental et au niveau électrophysiologique. Les distracteurs induisaient des temps de réponse plus longs que les neutres, et une amplitude de la P3a plus faible que celle observée pour les neutres. Ces résultats suggèrent que le traitement des distracteurs est inhibé dans la condition d'attention sélective par rapport à la condition d'attention diffuse dans laquelle tous les items sont traités de la même façon. Ainsi, en allouant spécifiquement moins de ressources au traitement des distracteurs qu'à celui des cibles, ce processus d'inhibition contribuerait à la réussite de la tâche qui consiste à détecter efficacement les cibles [219].

7.4.2 Impact de la charge et de la fatigue mentales

Le temps passé sur la tâche et la charge mentale ont été manipulés dans cette étude afin d'évaluer leur impact sur la détection et le traitement de stimuli. Les données subjectives et comportementales ont confirmé cette manipulation (voir chapitres 5 et 6). Au niveau électrophysiologique, notre étude a révélé une **modulation de la composante P3a due à la variation de charge mentale**, composante qui avait déjà été rapportée comme sensible à la difficulté des tâches [255]. En effet, l'effet d'item présent au niveau de cette composante était modulé par la charge : les cibles élicitaient une amplitude de P3a différente de celle élicitée par les autres items uniquement dans la condition de charge élevée, ceci dû à une augmentation de leur amplitude. Ce résultat est différent de celui rapporté par Klaver et Talsma [287]. En effet, ces auteurs ont observé une modulation d'une positivité frontale entre 200 et 300 ms assimilable à notre P3a. Toutefois, ils ont montré que les items distracteurs élicitaient une composante P3a plus ample en condition de charge élevée et en ont donc conclu que cela reflétait un problème pour inhiber les distracteurs lorsque les ressources sont réduites. Néanmoins, leur paradigme pour évaluer l'effet de la mémoire de travail sur l'attention sélective n'incluait pas de tâche secondaire insérée dans la tâche de mémoire comme la nôtre. De même, Hagen et collaborateurs [288] ont aussi trouvé une augmentation de la composante P300 des distracteurs avec une augmentation de la difficulté de la tâche, tandis que Sabri et collaborateurs [255] ont trouvé cet effet pour les items cibles rares. Cependant, ces deux équipes ont modulé la difficulté perceptive et non la charge en mémoire de travail.

Dans notre étude, la condition de charge faible implique une tâche très simple pour les participants et nécessite en conséquence beaucoup moins de ressources que la condition de charge élevée. En fait, dans cette condition de charge faible, la tâche est peut-être tellement facile que les participants ne recrutent pas assez de ressources pour que la détection de la cible révèle une différence significative entre les types d'items. Dans la condition de charge élevée, il y aurait une situation d'effort attentionnel important et donc de compétition pour les ressources. Ainsi,

la composante P3a que nous avons observée pourrait donc refléter le processus de recrutement et d'allocation sélective des ressources. Cette hypothèse va dans le sens du travail de Wilson et collaborateurs [169] qui ont montré qu'une augmentation de l'amplitude de la P300 pouvait avoir lieu lorsque la difficulté augmente, du fait d'un phénomène de préparation cognitive. En conclusion, les participants engageraient plus de ressources dans une condition de charge élevée. La tâche de détection nécessiterait donc un processus d'allocation de ressources différentiel. En revanche, aucune différence d'amplitude de la P3a n'apparaîtrait dans la condition de charge faible, car aucune différence d'allocation de ressources n'est alors présente pour une tâche aussi simple.

En ce qui concerne le temps passé sur la tâche, le même effet de dégradation des performances comportementales a été retrouvé quel que soit le type d'item, en accord avec la littérature [103, 92]. Avec l'augmentation du TPT, les participants sont devenus moins efficaces pour la tâche de détection. On peut considérer raisonnablement qu'ils ont acquis pour les distracteurs un pattern de réponse proche du réflexe car ceux-ci étaient présentés plus souvent que les cibles. Lorsque les ressources se sont réduites à cause du TPT qui augmentait, ils se sont alors trompés plus souvent pour les cibles et ont répondu avec leur réponse réflexe "distracteur" qui leur demandait moins de ressources. Cette dégradation des performances comportementales est apparue en parallèle de la modulation des composantes P2 et N400 qui ne sont pas détaillées dans cette étude (voir annexe D).

7.4.3 Impact conjoint de la charge et de la fatigue mentales

Contrairement au travail de Haga et collaborateurs [244], nous avons bien trouvé une modulation due à l'effet conjoint de la charge et du temps passé sur la tâche au niveau électrophysiologique, et ce, pour deux composantes : la N2c et la P3a. L'amplitude de la composante P3a était en effet réduite lorsque le TPT augmentait dans la condition de charge faible, quel que soit le type d'item. Cette diminution d'une composante P300 avec le TPT est un résultat classique de la littérature [256, 257, 258, 103]. Toutefois, le fait que cette réduction n'apparaisse que dans la condition de charge faible suggère que, pour cette composante, une charge élevée ait pu être assez stimulante pour empêcher l'impact négatif du TPT d'apparaître pendant les essais difficiles. Ceci contredit le travail d'Helton et Russell [243] qui rapportent qu'une condition de charge en mémoire élevée accentue l'effet du TPT. En revanche, nos résultats vont dans le sens du travail de Musgrove et Hollands [242] qui rapportent qu'une charge élevée limite l'effet du TPT. En conséquence, **il semble que la charge mentale ait un effet permissif ou supprimeur de l'impact du temps passé sur la tâche pour certaines étapes du traitement des items au niveau électrophysiologique.**

En ce qui concerne l'effet conjoint de la charge et du TPT sur le traitement sélectif des items, des résultats ont été obtenus au niveau de la composante N2c, mais différaient toutefois de ceux attendus. En effet, pour cette composante, l'effet d'item est apparu avec l'augmentation conjointe de la charge et du TPT. Cette composante reflète, d'une part, le degré d'attention visuelle nécessaire pour traiter le contexte et les caractéristiques des stimuli dans le cortex visuel, et d'autre part, les processus de catégorisation [283, 28] (pour une revue voir [232]). En conséquence, sa modulation cumulée par la charge et le TPT pourrait suggérer un épuisement des ressources attentionnelles et une capacité diminuée à discriminer les items. Donc, **il semble que cette composante N2c reflète, au moins en partie, l'effort imposé par le TPT et la charge sur le processus d'allocation des ressources.**

Notre paradigme nous a permis de moduler à la fois la charge mentale et le TPT. Néanmoins, leurs effets dans notre étude restent faibles comparés à ceux attendus d'après la littérature. Ceci est peut-être dû au fait que notre tâche de détection était très simple et impliquait un niveau

très bas de traitement des items. Ainsi, afin de poursuivre l'évaluation de l'impact conjoint de la charge et du TPT sur le traitement des stimuli et l'attention sélective, des paradigmes impliquant un plus grand nombre de niveaux de charge et une durée de session expérimentale supérieure à une demi journée devraient être envisagés. Enfin, une évaluation de la motivation des participants devrait être ajoutée aux futurs protocoles dans le but de déterminer son effet sur les performances et les potentiels évoqués et ainsi de mieux séparer son effet de celui du TPT.

7.5 Conclusion

En conclusion, comme attendu, le temps passé sur la tâche et la charge mentale ont tous deux eu un effet négatif sur les performances comportementales et ont bien modulé les marqueurs électrophysiologiques du traitement des stimuli. Les deux résultats principaux de cette étude, repris dans la figure 7.7, sont les suivants :

- 1) Afin de réussir la tâche, les participants **engageraient plus de ressources** dans les conditions difficiles (TPT long et charge élevée), ce qui se traduirait par une **augmentation de l'amplitude** de la composante P3a. En revanche, des situations peu stimulantes car trop simples semblent plus prônes à provoquer un effet du temps passé sur la tâche, ce qui se traduirait par un désengagement des ressources allouées à la tâche de manière générale et une diminution de l'amplitude de la P3a.
- 2) Les participants engageraient un **processus d'allocation de ressources différentiel** qui allouerait plus de ressources au traitement des cibles et inhiberait le traitement des distracteurs, et ce, afin de consommer le moins de ressources possibles dans des conditions prônes à l'épuisement des ressources. Ceci est suggéré par une augmentation de la différence d'amplitude de la composante N2c entre les types d'items lorsque les conditions deviennent plus difficiles.

En conclusion, **l'amplitude des composantes ERPs pourrait donc refléter à la fois l'engagement des ressources et l'engagement du processus d'allocation sélectif de ces ressources**. Ceci est primordial pour les applications en neuroergonomie car cela montre que l'on peut utiliser les potentiels évoqués pour mesurer l'engagement des ressources des participants. Néanmoins, ces marqueurs doivent être manipulés avec précaution pour effectuer l'estimation de niveaux de charge ou de fatigue mentales, puisque des situations aussi bien trop faciles que difficiles peuvent toutes deux provoquer un désengagement des ressources et du processus différentiel d'allocation des ressources attentionnelles, et peuvent ainsi conduire à des variations de patterns de potentiels évoqués analogues. Ces travaux font l'objet d'un article en cours de rédaction (voir annexe G).

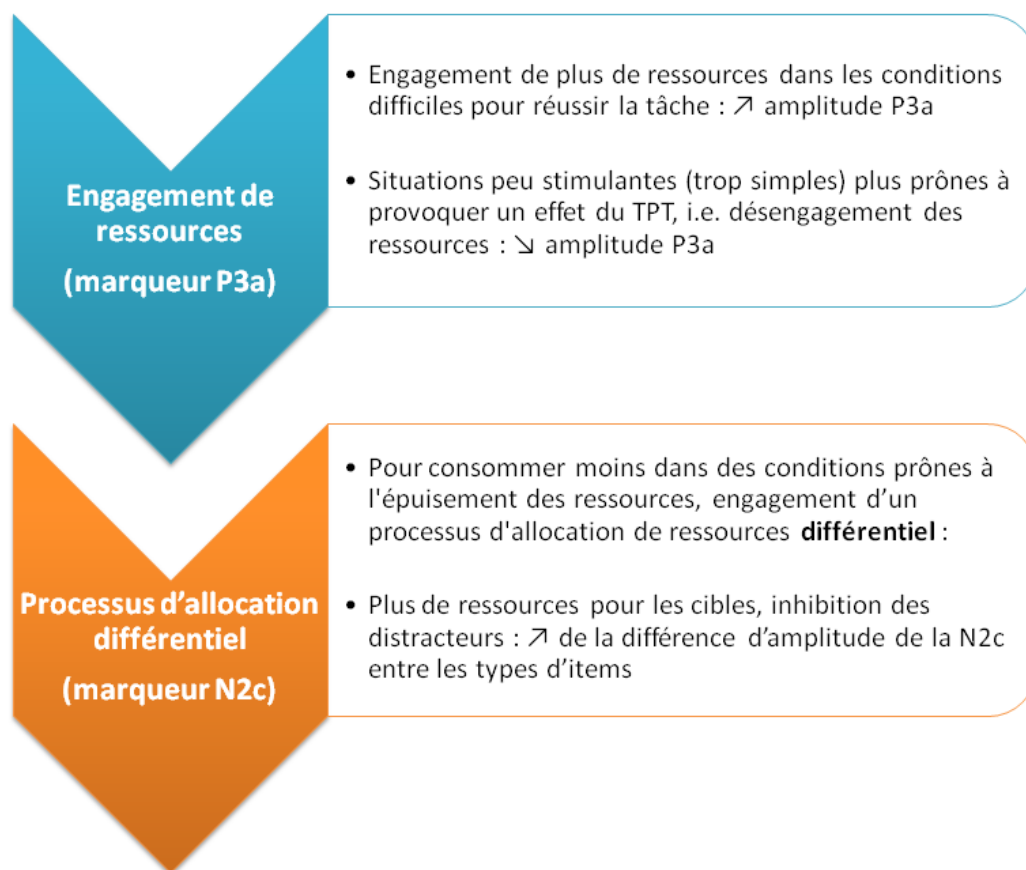


FIGURE 7.7 – Récapitulatif des résultats principaux de cette étude concernant l'évaluation de l'impact conjoint de la fatigue et la charge mentales sur les potentiels évoqués du traitement sélectif des stimuli.

Troisième partie

Conclusion

Chapitre 8

Conclusion générale & Perspectives

Le but principal de cette thèse était de déterminer les meilleurs marqueurs électrophysiologiques et leur chaîne de traitement associée afin d'**estimer efficacement la fatigue et la charge mentales**. Afin de réaliser ce travail, une première expérimentation en laboratoire (plateforme EEG du CHU Grenoble) a été réalisée pour collecter les données comportementales et électrophysiologiques de participants réalisant une tâche de mémoire pendant 1h30. À partir de ces données, l'analyse de marqueurs électrophysiologiques et la mise en place de chaînes de traitement ont permis une estimation de la fatigue et de la charge mentale comme détaillé dans les parties suivantes. De plus, l'impact de ces deux facteurs sur l'attention sélective temporelle a aussi été évalué à l'aide d'une tâche de détection insérée dans la tâche de mémoire. En effet, ces facteurs étant présents dans toutes les situations de la vie réelle, nous avons souhaité déterminer dans quelle mesure leur action conjointe pouvait perturber le traitement cérébral d'une tâche de détection étalée dans le temps, et donc proche de celle réalisée par des opérateurs de surveillance.

8.1 Estimation de la fatigue mentale

Nous nous sommes centrés sur une fatigue mentale liée à un temps important passé sur une même tâche, sans aller jusqu'à basculer dans un état de somnolence. Afin d'améliorer les systèmes existants, il nous a paru important d'étudier deux aspects :

1) La possibilité d'extraire des marqueurs oculaires dérivés du signal EEG afin de caractériser les clignements oculaires et d'effectuer un suivi de la fatigue par leur biais sans avoir à placer de capteurs sur le visage des sujets.

Pour répondre à cette question, une méthode de détection et de caractérisation des clignements oculaires enregistrés au niveau du scalp par des électrodes EEG a été développée et validée. Le but principal de cette méthode était de permettre un suivi de la fatigue des sujets sans avoir à placer d'électrodes sur le visage des sujets grâce à l'utilisation d'une information qui est habituellement supprimée des données EEG, l'activité oculaire. Notre méthode innovante nous a permis d'obtenir de très bonnes performances lors de la validation sur plusieurs sujets sans avoir aucun calibrage à effectuer. Un index de fatigue mentale a aussi été proposé afin d'effectuer un suivi à partir des caractéristiques des clignements oculaires reconstruits à partir de l'EEG. Cette méthode pourrait donc être utilisée pour détecter et suivre l'activité oculaire à partir du signal EEG, mais pourrait aussi être couplée avec une analyse du signal EEG débruité par ses soins. Ceci rendrait ainsi le système de suivi complètement indépendant de toute mesure EOG et donc plus agréable à porter.

2) La pertinence de l'utilisation du signal EEG spontané et du signal ECG pour effectuer une estimation de la fatigue mentale.

Nous avons évalué la pertinence du signal EEG spontané et du signal ECG pour l'estimation de la fatigue mentale lorsque la fenêtre d'analyse est particulièrement courte (i.e. respectivement 800 ms et 5 s), notamment dans l'optique d'implémenter des systèmes de suivi très réactifs. L'étude des marqueurs EEG spontanés fréquentiels a été très concluante. En effet, des performances d'estimation optimales en termes de justesse de classification et supérieures à celles rapportées par la littérature ont été atteintes grâce à une chaîne de traitement alliant sélection d'électrodes et surtout filtrage spatial par CSP. Nos résultats montrent que la fatigue mentale reste difficile à estimer sur des fenêtres courtes d'analyse lorsque des chaînes de traitement et des caractéristiques traditionnelles sont utilisées, même en sujet-dépendant. En revanche, nous avons montré que l'emploi du filtrage spatial par CSP permet d'augmenter significativement les performances et d'atteindre un taux de détection optimal grâce aux bandes de fréquence alpha, et surtout bêta. Ensuite, nous avons montré que l'estimation de la fatigue mentale à l'aide de caractéristiques classiques extraites de l'ECG sur des fenêtres d'analyse très courtes était réalisable, ce qui n'avait pas encore été démontré, bien que peu efficace.

Ainsi, il est effectivement possible d'extraire des marqueurs oculaires dérivés du signal EEG permettant une caractérisation des clignements oculaires et un suivi de la fatigue mentale. De plus, le signal EEG est particulièrement pertinent pour estimer la fatigue mentale lorsque celui-ci est analysé grâce à une chaîne incluant un filtrage spatial de type CSP. Enfin, l'activité cardiaque est, en revanche, peu pertinente lorsque celle-ci est extraite de fenêtres courtes. À notre sens, il reste peu d'améliorations à apporter à l'estimation de la fatigue mentale en ce qui concerne les marqueurs électrophysiologiques. En revanche, en ce qui concerne la chaîne de traitement, il reste encore à déterminer s'il est possible de trouver une chaîne permettant une estimation de la fatigue basée sur les marqueurs d'EEG spontané qui soit indépendante du sujet. De plus, bien que des performances optimales aient été atteintes grâce à l'utilisation de l'EEG spontané et d'une chaîne incluant un filtrage par CSP, ce type d'estimation par classification nécessite une base d'apprentissage contenant des essais de chaque niveau de fatigue. Ceci semble peu pratique à réaliser pour une implémentation vie réelle. Un suivi d'analyse de tendance comme pour les marqueurs oculaires serait donc peut-être plus approprié.

8.2 Estimation de la charge mentale

Dans ce travail de thèse, nous nous sommes centrés sur l'estimation fine du niveau de charge mentale grâce à l'utilisation de mesures d'électro-encéphalographie. Le but de nos études a alors été de déterminer une chaîne de traitement optimale et stable dans le temps. Trois points ont donc été évalués :

1) L'estimation basée sur des marqueurs d'EEG spontané.

Nous avons évalué dans quelle mesure des marqueurs classiques de puissance dans les bandes extraits à partir de l'EEG spontané pouvaient permettre une estimation de la charge mentale (i.e. différents niveaux de charge, et non un état d'engagement dans une tâche versus un état de relaxation). Les résultats obtenus sont peu concluants, même lorsque la fenêtre d'analyse est agrandie de 800 ms à 5 s, ou que le niveau attentionnel est modifié, puisque les performances d'estimation restent faibles (i.e. inférieures à 65%). Toutefois, ces performances sont similaires à celles rapportées dans la littérature pour une estimation fine de la charge. Les bandes alpha et bêta sont ici encore les plus pertinentes pour l'estimation de notre état mental d'intérêt, et l'étape de filtrage spatial par CSP est encore nécessaire afin d'améliorer significativement les performances d'estimation.

2) L'estimation basée sur des marqueurs d'EEG évoqué.

Dans un deuxième temps, nous avons évalué l'utilité des potentiels évoqués pour l'estimation de la charge mentale. Nos résultats confirment, une fois encore, qu'une étape de filtrage spatial est primordiale afin d'améliorer significativement les performances d'estimation. Grâce aux filtres par ACC ou par xDAWN, nous avons obtenu des performances très élevées et supérieures à celles de la littérature. De plus, nous avons montré que des sondes peu intrusives indépendantes de la tâche pouvaient être utilisées pour estimer efficacement la charge mentale, avec des performances d'estimation supérieures à 90%, grâce à l'analyse de leurs potentiels évoqués. Dans l'optique d'un système réactif et ne pouvant analyser qu'un faible nombre de caractéristiques, pour ces sondes peu intrusives, nous avons montré que la fenêtre d'analyse la plus pertinente était celle correspondant aux composantes évoquées entre 150 et 300 ms, c'est-à-dire les composantes N2 et P2.

3) La stabilité dans le temps de nos marqueurs et chaînes de traitement associées.

Dans un troisième temps, nous avons effectué une étude comparative des marqueurs de puissance et des potentiels évoqués, comparaison aussi bien au niveau des performances obtenues de manière classique, qu'au niveau de la stabilité de ces performances dans le temps grâce à leur chaîne de traitement optimale associée. Les chaînes de traitement considérées correspondaient à celles donnant les meilleures performances pour une implémentation la plus réaliste et pratique. Les chaînes comparées étaient donc la chaîne complexe incluant sélection d'électrodes, filtrage par CSP et fusion des bandes pour les marqueurs de puissance extraits sur la fenêtre de 800 ms, et la chaîne incluant un filtrage par ACC sur les potentiels évoqués par les sondes indépendantes de la tâche. Les marqueurs de puissance étaient modulés par le temps passé sur la tâche, et cette non-stationnarité dans les signaux s'est retranscrit en une chute au niveau du hasard des performances d'estimation lorsque la chaîne était entraînée en début de session et testée en fin de session. En revanche, aucun effet significatif du temps n'a été trouvé sur les potentiels évoqués des sondes, et les performances de leur chaîne associée sont restées stables dans le temps. Cette étude a donc montré que les potentiels évoqués donnaient de meilleurs résultats pour l'estimation fine de la charge mentale que les marqueurs de puissance, et que leur chaîne associée était stable dans le temps. À notre connaissance, à ce jour aucune étude n'avait été effectuée concernant la stabilité dans le temps des marqueurs de charge mentale.

En conclusion, afin d'estimer au mieux la charge mentale à partir de l'EEG, il vaut mieux utiliser des marqueurs d'EEG évoqué plutôt que des marqueurs d'EEG spontané de type fréquentiel, en utilisant un filtrage spatial de type ACC, puisque les performances d'estimation sont alors beaucoup plus élevées et sont stables dans le temps. Nos travaux ont aussi mis en évidence la pertinence des sondes indépendantes de la tâche pour une estimation efficace. Toutefois, les sondes utilisées dans cette première campagne expérimentale étaient des sondes attendant une réponse motrice de type réflexe, ce qui est donc potentiellement perturbateur pour la tâche primaire réalisée par les sujets. Néanmoins, nos travaux préliminaires concernant une nouvelle campagne expérimentale en cours ont montré que l'on pouvait utiliser des sondes auditives indépendantes de la tâche et surtout ignorées par les participants et atteindre des performances supérieures à 80% pour tous les sujets. Il reste à déterminer si ces marqueurs évoqués sont utilisables indépendamment de la tâche réalisée, et si une estimation sujet-indépendante pourrait être envisagée. L'utilité d'autres types de marqueurs tels que des marqueurs de connectivité devrait aussi être évaluée.

8.3 Évaluation de l'impact conjoint de la fatigue et de la charge mentales

Nous avons vu que nos deux états mentaux d'intérêt, la fatigue et la charge mentales, modulaient l'activité électrophysiologique des participants, et pouvaient ainsi être estimés par le biais de chaînes de traitement potentiellement implémentables dans des systèmes de monitoring. Or, il nous a paru intéressant de déterminer dans quelles mesures ces deux états influencent les marqueurs électrophysiologiques de l'attention sélective temporelle, fonction cognitive représentant le pilier de la réussite à toutes les tâches de surveillance réalisées par les opérateurs de centrales, douaniers ou pilotes. Les résultats obtenus sont une modulation par la fatigue et la charge mentales des marqueurs évoqués du traitement distinctif des stimuli d'une tâche de détection que sont les composantes N2c et P3a. Il en ressort qu'une augmentation d'amplitude des composantes suggère un engagement de ressources plus important des sujets lorsque la tâche est difficile et que le temps passé sur la tâche augmente, afin de maintenir leurs performances. En revanche, lorsque la tâche est facile, les sujets désengageraient progressivement leurs ressources. De plus, lorsque le temps passé sur la tâche augmente et que la tâche est difficile, un processus d'allocation de ressources différentiel serait mis en place ou accentué, afin d'allouer plus de ressources au traitement des cibles au détriment des distracteurs, dans le but de mieux gérer les ressources disponibles dans ces conditions complexes.

En conclusion, la fatigue et la charge mentales ont bien un impact sur les marqueurs électrophysiologiques de l'attention sélective temporelle que sont les amplitudes des composantes N2c et P3a. Ces modulations reflèteraient des processus d'engagement de ressources cognitivo-attentionnelles et sont donc des marqueurs intéressants pour des systèmes de suivi lors de la réalisation de tâches impliquant des processus de prise de décision. Il serait donc intéressant d'évaluer l'impact de la fatigue et de la charge mentales sur les performances de classification d'un système de suivi de prise de décision d'opérateurs. Pour ce qui concerne l'estimation de la charge et de la fatigue mentales, ces marqueurs sont donc à utiliser avec précaution, puisqu'ils sont modulés par le niveau attentionnel, mais aussi par la motivation des sujets.

8.4 Vers des interfaces cerveau-machine passives performantes et peu intrusives

Ces travaux de thèse ont permis de mettre au jour différents apports pour les interfaces cerveau-machine passives. Ainsi, ces interfaces pourraient voir leurs performances grandement améliorées par l'utilisation d'étapes de filtrage spatial, mais aussi par l'utilisation de mesures de l'activité EEG évoquée par des sondes potentiellement très peu distrayantes, puisqu'ignorées par les opérateurs. L'utilisation de telles sondes nous paraît particulièrement pertinente pour l'estimation de la charge mentale qui est un état encore mal décodé par les systèmes actuels. En revanche, pour la fatigue mentale, l'utilisation de telles sondes n'est pas nécessaire, une mesure continue de marqueurs EEG fréquentiels et/ou de marqueurs de l'activité oculaire peuvent suffire à atteindre des performances élevées tout en restant le moins intrusif possible.

Ces travaux apportent donc de nouveaux éléments pour l'implémentation de systèmes de suivi des états mentaux efficaces et peu intrusifs qui permettront, je l'espère, à terme de développer des interfaces optimales pour l'amélioration des conditions de sécurité d'opérateurs dans des situations à risque, mais aussi pour développer des interfaces d'e-learning s'adaptant à l'état de l'élève, des ordinateurs ou téléphones intelligents modulant leurs modalités de notification, ou encore des jeux vidéos adaptant leur niveau de challenge en fonction de notre état. Ces systèmes devront combiner la mesure de plusieurs états mentaux, dont les états attentionnels et émotionnels. En effet, l'attention et les émotions influent sur de nombreux états mentaux dont la

fatigue et la charge mentales. Il serait donc nécessaire de concevoir les interfaces cerveau-machine passives comme des systèmes de mesure des états mentaux en général, et de ne plus séparer les applications par type d'état mental considéré. L'unification de ce champ de recherche devrait ainsi permettre une progression rapide vers des systèmes efficaces en situation réelle.

"We must develop as quickly as possible technologies that make possible a direct connection between brain and computer, so that artificial brains contribute to human intelligence rather than opposing it."

Stephen Hawking

Références

- [1] E. Cutrell and D. Tan, “BCI for passive input in HCI,” ACM Press, 2008.
- [2] R. Parasuraman, J. Christensen, and S. Grafton, “Neuroergonomics : The brain in action and at work,” *NeuroImage*, vol. 59, no. 1, pp. 1–3, 2012.
- [3] R. Parasuraman and M. Rizzo, *Neuroergonomics : the brain at work*. New York : Oxford University Press, 2008.
- [4] S. H. Fairclough, “Fundamentals of physiological computing,” *Interacting with Computers*, vol. 21, no. 1-2, pp. 133–145, 2008.
- [5] J. Allanson and S. H. Fairclough, “A research agenda for physiological computing,” *Interacting with Computers*, vol. 16, no. 5, pp. 857–878, 2004.
- [6] J. van Erp, F. Lotte, and M. Tangermann, “Brain-computer interfaces : Beyond medical applications,” *Computer*, vol. 45, no. 4, pp. 26–34, 2012.
- [7] D. Chen and R. Vertegaal, “Using mental load for managing interruptions in physiologically attentive user interfaces,” in *Proc. Int. Conf. Human Factors in Comput. Syst.*, pp. 1513–1516, ACM Press, 2004.
- [8] J. J. Vidal, “Toward direct brain-computer communication,” *Annual Review of Biophysics and Bioengineering*, vol. 2, pp. 157–180, 1973.
- [9] J. Wolpaw, N. Birbaumer, D. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. Vaughan, “Brain-computer interfaces for communication and control,” *Clinical neurophysiology*, vol. 113, no. 6, pp. 767–791, 2002.
- [10] B. Grainmann, B. Allison, and G. Pfurtscheller, “Brain-computer interfaces : A gentle introduction,” in *Brain-computer interfaces : Revolutionizing human-computer interaction*, pp. 1–25, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [11] T. O. Zander and C. Kothe, “Towards passive brain-computer interfaces : applying brain-computer interface technology to human-machine systems in general,” *J. Neur. Eng.*, vol. 8, Apr. 2011.
- [12] L. George and A. Lécuyer, “An overview of research on “passive” brain-computer interfaces for implicit human-computer interaction,” in *Proc. Int. Conf. Appl. Bionics Biomech.*, 2010.
- [13] F. Putze, J. Jarvis, and T. Schultz, “Multimodal recognition of cognitive workload for multitasking in the car,” in *Proc. Int. Conf. Pattern Recognition*, pp. 3748–3751, 2010.
- [14] M. Arns, S. de Ridder, U. Strehl, M. Breteler, and A. Coenen, “Efficacy of neurofeedback treatment in adhd : the effects on inattention, impulsivity and hyperactivity : a meta-analysis,” *Clinical EEG and neuroscience*, vol. 40, no. 3, pp. 180–189, 2009.
- [15] J.-P. Lachaux, K. Jerbi, O. Bertrand, L. Minotti, D. Hoffmann, B. Schoendorff, and P. Kahane, “BrainTV : a novel approach for online mapping of human brain functions,” *Biological Research*, vol. 40, no. 4, pp. 401–413, 2007.
- [16] C. Berka, D. J. Levendowski, M. N. Lumicao, A. Yau, G. Davis, V. T. Zivkovic, R. E. Olmstead, P. D. Tremoulet, and P. L. Craven, “EEG correlates of task engagement and mental workload in vigilance, learning, and memory tasks,” *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, vol. 78, no. 5 Suppl, pp. B231–244, 2007.

- [17] F. Putze and T. Schultz, “Adaptive cognitive technical systems,” *J. Neurosci. Meth.*, vol. 234, pp. 108–115, 2014.
- [18] R. Picard, E. Vyzas, and J. Healey, “Toward machine emotional intelligence : analysis of affective physiological state,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 23, pp. 1175–1191, Oct 2001.
- [19] L. F. Nicolas-Alonso and J. Gomez-Gil, “Brain computer interfaces, a review,” *Sensors*, vol. 12, no. 2, pp. 1211–1279, 2012.
- [20] D. Purves, G. J. Augustine, D. Fitzpatrick, L. C. Katz, A.-S. Lamantia, J. O. McNamara, and S. M. Williams, *Neurosciences*. Bruxelles ; Belgium : de Boeck, 2003.
- [21] S. Sanei and J. Chambers, *EEG signal processing*. Chichester, England ; Hoboken, NJ : John Wiley & Sons, 2007.
- [22] R. Scapolan, *Etude numérique de la stimulation neuronale*. 2010.
- [23] E. Niedermeyer and F. Lopes da Silva, *Electroencephalography : Basic principles, clinical applications and related fields*. Philadelphia ; USA : Lippincott Williams and Wilkins, 2005.
- [24] A. Campagne, “Méthodes de neuroimagerie : Electroencéphalographie & magnétoencéphalographie,” 2010. Lecture.
- [25] A. Barachant, *Commande robuste d’un effecteur par une interface cerveau-machine EEG asynchrone*. PhD thesis, Université Grenoble Alpes, 2012.
- [26] G. E. Chatrian, E. Lettich, and P. L. Nelson, “Ten percent electrode system for topographic studies of spontaneous and evoked EEG activity,” *Am. J. EEG Technol.*, vol. 25, pp. 83–92, 1985.
- [27] R. Oostenveld and P. Praamstra, “The five percent electrode system for high-resolution EEG and ERP measurements,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 112, no. 4, pp. 713–719, 2001.
- [28] S. H. Patel and P. N. Azzam, “Characterization of N200 and P300 : selected studies of the Event-Related Potential,” *Int J Med Sci*, vol. 2, no. 4, pp. 147–154, 2005.
- [29] L. Sörnmo and P. Laguna, *Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications*. Amsterdam ; Boston : Elsevier Academic Press, 2005.
- [30] G. G. Berntson, J. Bigger, J T, D. L. Eckberg, P. Grossman, P. G. Kaufmann, M. Malik, H. N. Nagaraja, S. W. Porges, J. P. Saul, P. H. Stone, and M. W. van der Molen, “Heart rate variability : origins, methods, and interpretive caveats,” *Psychophysiology*, vol. 34, no. 6, pp. 623–648, 1997.
- [31] M. Malik, J. T. Bigger, A. J. Camm, R. E. Kleiger, A. Malliani, A. J. Moss, and P. J. Schwartz, “Heart rate variability : Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use,” *Eur. Heart J.*, vol. 17, no. 3, pp. 354–381, 1996.
- [32] A. Bulling, J. A. Ward, H. Gellersen, and G. Troster, “Eye movement analysis for activity recognition using electrooculography,” *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 33, no. 4, pp. 741–753, 2011.
- [33] S. Mason and G. Birch, “A general framework for brain-computer interface design,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, no. 1, pp. 70–85, 2003.
- [34] A. Bashashati, M. Fatourehchi, R. Ward, and G. Birch, “A survey of signal processing algorithms in brain–computer interfaces based on electrical brain signals,” *J. Neur. Eng.*, vol. 4, p. R32, 2007.
- [35] F. Lotte, “A Tutorial on EEG Signal Processing Techniques for Mental State Recognition in Brain-Computer Interfaces,” in *Guide to Brain-Computer Music Interfacing* (J. C. Eduardo Reck Miranda, ed.), Springer, 2014.

- [36] G. Pfurtscheller, C. Brunner, R. Leeb, R. Scherer, G. R. Müller-Putz, and C. Neuper, "The Graz Brain-Computer Interface," in *Brain-computer interfaces : Revolutionizing human-computer interaction* (B. Grainmann, B. Allison, and G. Pfurtscheller, eds.), pp. 79–96, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [37] G. Gratton, "Dealing with artifacts : The EOG contamination of the event-related brain potential," *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, vol. 30, no. 1, pp. 44–53, 1998.
- [38] R. Croft and R. Barry, "Removal of ocular artifact from the EEG : a review," *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology*, vol. 30, no. 1, pp. 5–19, 2000.
- [39] M. Fatourechi, A. Bashashati, R. K. Ward, and G. E. Birch, "EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems : A survey," *Clinical Neurophysiology*, vol. 118, no. 3, pp. 480–494, 2007.
- [40] R. Romo Vázquez, H. Vélez-Pérez, R. Ranta, V. Louis Dorr, D. Maquin, and L. Maillard, "Blind source separation, wavelet denoising and discriminant analysis for EEG artefacts and noise cancelling," *Biomed. Sign. Proc. Contr.*, 2011.
- [41] F. Lotte, *Study of Electroencephalographic Signal Processing and Classification Techniques towards the use of Brain-Computer Interfaces in Virtual Reality Applications*. PhD thesis, INSA de Rennes, 2008.
- [42] D. Heger, F. Putze, and T. Schultz, "Online workload recognition from EEG data during cognitive tests and human-machine interaction," *Advances in Artificial Intelligence*, p. 410–417, 2010.
- [43] A. Hyvärinen and E. Oja, "Independent component analysis : algorithms and applications," *Neural networks*, vol. 13, no. 4-5, p. 411–430, 2000.
- [44] M. Congedo, C. Gouy-Pailler, and C. Jutten, "On the blind source separation of human electroencephalogram by approximate joint diagonalization of second order statistics," *Clinical Neurophysiology*, vol. 119, no. 12, p. 2677–2686, 2008.
- [45] A. Belouchrani, K. Abed-Meraim, J.-F. Cardoso, and E. Moulines, "A blind source separation technique using second-order statistics," *IEEE Trans. Sign. Proc.*, vol. 45, no. 2, pp. 434–444, 1997.
- [46] C. J. James and C. W. Hesse, "Independent component analysis for biomedical signals," *Physiological measurement*, vol. 26, p. R15, 2005.
- [47] A. Cichocki and J. Zurada, "Blind signal separation and extraction : Recent trends, future perspectives, and applications," *Proc. Int. Conf. Artif. Intell. Soft.*, p. 30–37, 2004.
- [48] Z. J. Koles, "The quantitative extraction and topographic mapping of the abnormal components in the clinical EEG," *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 79, no. 6, pp. 440–447, 1991.
- [49] H. Ramoser, J. Muller-Gerking, and G. Pfurtscheller, "Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement," *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, no. 4, pp. 441–446, 2000.
- [50] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, and K. Robert Müller, "Optimizing spatial filters for robust EEG single-trial analysis," in *IEEE Signal Proc. Magazine*, pp. 581–607, 2008.
- [51] M. Schultze-Kraft, M. Gugler, G. Curio, and B. Blankertz, "Towards an online detection of workload in industrial work," in *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, 2012.
- [52] M. Spüler, A. Walter, W. Rosenstiel, and M. Bogdan, "Spatial filtering based on canonical correlation analysis for classification of evoked or event-related potentials in EEG data," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 22, pp. 1097 – 1103, 11 2014.

- [53] H. Hotelling, “Relations between two sets of variates,” *Biometrika*, vol. 28, pp. 321–377, 1936.
- [54] B. Rivet, A. Souloumiac, V. Attina, and G. Gibert, “xDAWN Algorithm to Enhance Evoked Potentials : Application to Brain–Computer Interface,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 56, pp. 2035–2043, Aug. 2009.
- [55] G. Mathieu, Nicolas, S. Bonnet, S. Harquel, E. Gentaz, and A. Campagne, “Single-trial ERP classification of emotional processing,” in *Proc. Conf. IEEE EMBS Neur. Eng.*, (San Diego, United States), pp. 1–4, Nov. 2013.
- [56] M. W. Tangermann, *Feature selection for brain-computer interfaces*. PhD thesis, Eberhard Karls Universität, Tübingen, 2007.
- [57] B. Hjorth, “EEG analysis based on time domain properties,” *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 29, no. 3, pp. 306–310, 1970.
- [58] F. Lotte, “A new feature and associated optimal spatial filter for EEG signal classification : Waveform length,” in *Proc. Int. Conf. Pattern Recog.*, pp. 1302–1305, Nov. 2012.
- [59] D. Tkach, H. Huang, and T. A. Kuiken, “Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition,” *J. NeuroEng. Rehabil.*, vol. 7, no. 1, pp. 7–21, 2010.
- [60] N.-J. Huan and R. Palaniappan, “Neural network classification of autoregressive features from electroencephalogram signals for brain–computer interface design,” *J. Neur. Eng.*, vol. 1, no. 3, p. 142, 2004.
- [61] C. Torrence and G. P. Compo, “A practical guide to wavelet analysis,” *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 79, pp. 61–78, 1998.
- [62] R. Greenblatt, M. Pflieger, and A. Ossadtschi, “Connectivity measures applied to human brain electrophysiological data,” *J. Neurosci. Meth.*, vol. 207, no. 1, pp. 1–16, 2012.
- [63] R. Quian Quiroga, A. Kraskov, T. Kreuz, and P. Grassberger, “Performance of different synchronization measures in real data : A case study on electroencephalographic signals,” *Physical Review*, vol. 65, no. 4, 2002.
- [64] C. W. J. Granger, “Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods,” *Econometrica*, vol. 37, no. 3, p. 424, 1969.
- [65] B. Blankertz, S. Lemm, M. Treder, S. Haufe, and K.-R. Müller, “Single-trial analysis and classification of ERP components — a tutorial,” *NeuroImage*, vol. 56, no. 2, pp. 814–825, 2011.
- [66] J. V. Odom, M. Bach, C. Barber, M. Brigell, M. F. Marmor, A. P. Tormene, G. E. Holder, and Vaegan, “Visual evoked potentials standard,” *Documenta ophthalmologica. Advances in ophthalmology*, vol. 108, pp. 115–123, Mar. 2004.
- [67] Y. Li, K. K. Ang, and C. Guan, “Digital signal processing and machine learning,” in *Brain-computer interfaces : Revolutionizing human-computer interaction* (B. Grainmann, B. Allison, and G. Pfurtscheller, eds.), pp. 305–330, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [68] B. Blankertz, M. Tangermann, C. Vidaurre, T. Dickhaus, C. Sannelli, F. Popescu, S. Fazli, M. Danoczy, G. Curio, and K.-R. Mülle, “Detecting mental states by machine learning techniques : The berlin- brain-computer interface,” in *Brain-computer interfaces : Revolutionizing human-computer interaction* (B. Grainmann, B. Allison, and G. Pfurtscheller, eds.), pp. 113–136, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2010.
- [69] B. Obermaier, C. Guger, C. Neuper, and G. Pfurtscheller, “Hidden Markov models for on-line classification of single trial EEG data,” *Pattern Recogn. Lett.*, vol. 22, no. 12, pp. 1299–1309, 2001.

- [70] F. Lotte, M. Congedo, A. Lécuyer, F. Lamarche, and B. Arnaldi, “A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces,” *J. Neur. Eng.*, vol. 4, pp. R1–R13, June 2007.
- [71] J. Schäfer and K. Strimmer, “A shrinkage approach to large-scale covariance matrix estimation and implications for functional genomics,” *Stat. Appl. Genet. Mol. Biol.*, 2005.
- [72] D. Garrett, D. A. Peterson, C. W. Anderson, and M. H. Thaut, “Comparison of linear, nonlinear, and feature selection methods for EEG signal classification,” *IEEE Trans. Neur. Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 11, no. 2, pp. 141–144, 2003.
- [73] A. Eliseyev, A.-L. Benabid, and T. Aksenova, “Recursive multi-way PLS for adaptive calibration of brain computer interface system,” in *Artificial Neural Networks and Machine Learning – ICANN 2011* (D. Hutchison, T. Kanade, and J. a. Kittler, eds.), vol. 6792, pp. 17–24, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [74] A. Schlögl, F. Lee, H. Bischof, and G. Pfurtscheller, “Characterization of four-class motor imagery EEG data for the BCI-competition 2005,” *J. Neur. Eng.*, vol. 2, no. 4, pp. L14–L22, 2005.
- [75] J. Cacioppo and L. G. Tassinary, “Inferring psychological significance from physiological signals,” *American Psychologist*, vol. 45, pp. 16–28, 1990.
- [76] D. Kahneman, *Attention and effort*. Prentice-Hall Englewood Cliffs, NJ, 1973.
- [77] D. A. Norman and D. G. Bobrow, “On Data-limited and Resource-limited Processes,” *Cognitive Psychology*, vol. 7, no. 1, pp. 44–64, 1975.
- [78] J. Sweller, “Cognitive load during problem solving : Effects on learning,” *Cognitive Science*, vol. 12, pp. 257–285, 1988.
- [79] B. Oken, M. Salinsky, and S. Elsas, “Vigilance, alertness, or sustained attention : physiological basis and measurement,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 117, no. 9, pp. 1885–1901, 2006.
- [80] S. K. Lal and A. Craig, “Driver fatigue : Electroencephalography and psychological assessment,” *Psychophysiology*, vol. 39, no. 3, pp. 313–321, 2002.
- [81] Y. Kato, H. Endo, and T. Kizuka, “Mental fatigue and impaired response processes : Event-related brain potentials in a Go/NoGo task,” *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 72, no. 2, pp. 204–211, 2009.
- [82] C. Zhao, M. Zhao, J. Liu, and C. Zheng, “Electroencephalogram and electrocardiograph assessment of mental fatigue in a driving simulator,” *Accident Analysis & Prevention*, vol. 45, pp. 83–90, 2012.
- [83] G. Borghini, L. Astolfi, G. Vecchiato, D. Mattia, and F. Babiloni, “Measuring neurophysiological signals in aircraft pilots and car drivers for the assessment of mental workload, fatigue and drowsiness,” *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 2012.
- [84] M. Boksem, T. Meijman, and M. Lorist, “Effects of mental fatigue on attention : an ERP study,” *Cognitive Brain Research*, vol. 25, no. 1, pp. 107–116, 2005.
- [85] J. Coull, “Neural correlates of attention and arousal : insights from electrophysiology, functional neuroimaging and psychopharmacology,” *Progress in Neurobiology*, vol. 55, pp. 343–361, July 1998.
- [86] M. Sarter, B. Givens, and J. P. Bruno, “The cognitive neuroscience of sustained attention : where top-down meets bottom-up,” *Brain Research Reviews*, vol. 35, no. 2, pp. 146–160, 2001.
- [87] J. F. Mackworth, “Vigilance, arousal, and habituation,” *Psychological Review*, vol. 75, no. 4, pp. 308–322, 1968.

- [88] A. Gale, R. Davies, and A. Smallbone, "EEG correlates of signal rate, time in task and individual differences in reaction time during a five-stage sustained attention task," *Ergonomics*, vol. 20, no. 4, pp. 363–376, 1977.
- [89] T. Paus, R. J. Zatorre, N. Hölle, Z. Caramanos, J. Gotman, M. Petrides, and A. C. Evans, "Time-Related changes in neural systems underlying attention and arousal during the performance of an auditory vigilance task," *J. Cogn. Neurosci.*, vol. 9, no. 3, pp. 392–408, 1997.
- [90] A. Campagne, T. Pebayle, and A. Muzet, "Correlation between driving errors and vigilance level : influence of the driver's age.," *Physiology and Behavior*, vol. 80, no. 4, pp. 515–24, 2004.
- [91] E. Schmidt, M. Schrauf, M. Simon, M. Fritzsche, A. Buchner, and W. Kincses, "Drivers' misjudgement of vigilance state during prolonged monotonous daytime driving," *Accident Analysis & Prevention*, vol. 41, no. 5, pp. 1087–1093, 2009.
- [92] R. Parasuraman and D. R. Davies, "Decision theory analysis of response latencies in vigilance.," *J. Exp. Psychol. Human Perc. Perf.*, vol. 2, no. 4, pp. 578–590, 1976.
- [93] J. Szalma, J. Warm, G. Matthews, W. Dember, E. Weiler, A. Meier, and F. Eggemeier, "Effects of sensory modality and task duration on performance, workload, and stress in sustained attention," *Human Factors*, vol. 46, no. 2, pp. 219–233, 2004.
- [94] A. Ishii, M. Tanaka, and Y. Watanabe, "Neural mechanisms of mental fatigue.," *Rev. Neurosci.*, vol. 25, no. 4, pp. 469–479, 2014.
- [95] Y. Shigihara, M. Tanaka, A. Ihiss, S. Tajima, E. Kanai, M. Funakura, and Y. Watanabe, "Two different types of mental fatigue produce different styles of task performance," *Neurology, Psychiatry and Brain Research*, vol. 19, no. 1, pp. 5–11, 2013.
- [96] W. Klimesch, "EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance : a review and analysis," *Brain Research Reviews*, vol. 29, no. 2-3, pp. 169–195, 1999.
- [97] I. Käthner, S. C. Wriessnegger, G. R. Müller-Putz, A. Kübler, and S. Halder, "Effects of mental workload and fatigue on the P300, alpha and theta band power during operation of an ERP (P300) brain-computer interface," *Biol. Psychol.*, vol. 102, pp. 118–129, 2014.
- [98] L.-D. Liao, S.-L. Wu, C.-H. Liou, S.-W. Lu, S.-A. Chen, S.-F. Chen, L.-W. Ko, and C.-T. Lin, "A novel 16-channel wireless system for electroencephalography measurements with dry spring-loaded sensors," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, pp. 1545–1555, 2014.
- [99] L. G. Faber, N. M. Maurits, and M. M. Lorist, "Mental fatigue affects visual selective attention," *PLoS ONE*, vol. 7, no. 10, 2012.
- [100] B. T. Jap, S. Lal, P. Fischer, and E. Bekiaris, "Using EEG spectral components to assess algorithms for detecting fatigue," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 2, pp. 2352–2359, 2009.
- [101] G. Borghini, L. Astolfi, G. Vecchiato, D. Mattia, and F. Babiloni, "Measuring neurophysiological signals in aircraft pilots and car drivers for the assessment of mental workload, fatigue and drowsiness," *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, vol. 44, pp. 58–75, 2014.
- [102] H. S. Koelega, M. N. Verbaten, T. H. van Leeuwen, J. Kenemans, C. Kemner, and W. Sjouw, "Time effects on event-related brain potentials and vigilance performance," *Biological Psychology*, vol. 34, no. 1, pp. 59–86, 1992.
- [103] A. Murata, A. Uetake, and Y. Takasawa, "Evaluation of mental fatigue using feature parameter extracted from event-related potential," *Int. J. Ind. Ergon.*, vol. 35, no. 8, pp. 761–770, 2005.
- [104] T. Morris and J. Miller, "Electrooculographic and performance indices of fatigue during simulated flight," *Biological Psychology*, vol. 42, no. 3, pp. 343–360, 1996.

- [105] G. Barbato, V. De Padova, A. R. Paolillo, L. Arpaia, E. Russo, and G. Ficca, "Increased spontaneous eye blink rate following prolonged wakefulness," *Physiology & Behavior*, vol. 90, no. 1, pp. 151–154, 2007.
- [106] K. Kaneko and K. Sakamoto, "Spontaneous blinks as a criterion of visual fatigue during prolonged work on visual display terminals," *Perceptual and Motor Skills*, vol. 92, no. 1, pp. 234–250, 2001.
- [107] G. Borghini, G. Vecchiato, J. Toppi, L. Astolfi, A. Maglione, R. Isabella, C. Caltagirone, W. Kong, D. Wei, Z. Zhou, L. Polidori, S. Vitiello, and F. Babiloni, "Assessment of mental fatigue during car driving by using high resolution EEG activity and neurophysiologic indices," in *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 6442–6445, Aug. 2012.
- [108] S. H. Fairclough and L. Venables, "Prediction of subjective states from psychophysiology : A multivariate approach," *Biological Psychology*, vol. 71, no. 1, pp. 100–110, 2006.
- [109] N. Pattyn, X. Neyt, D. Henderickx, and E. Soetens, "Psychophysiological investigation of vigilance decrement : Boredom or cognitive fatigue?," *Physiology & Behavior*, vol. 93, no. 1-2, pp. 369–378, 2008.
- [110] R. Magjarevic, C. Heinze, U. Trutschel, T. Schnupp, D. Sommer, A. Schenka, J. Krajewski, and M. Golz, "Operator fatigue estimation using heart rate measures," in *World Congress Med. Phys. Biomed. Eng.*, vol. 25/4, (Berlin, Heidelberg), pp. 930–933, Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- [111] S. Fairclough, L. Venables, and A. Tattersall, "The influence of task demand and learning on the psychophysiological response," *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 56, no. 2, pp. 171–184, 2005.
- [112] A. R. Subhani, X. Likun, and A. Saeed Malik, "Association of autonomic nervous system and EEG scalp potential during playing 2D grand turismo 5," in *Proc. IEEE Conf. Eng. Biol. Med. Soc.*, pp. 3420–3423, Aug. 2012.
- [113] M. Tanaka, Y. Shigihara, A. Ishii, M. Funakura, E. Kanai, and Y. Watanabe, "Effect of mental fatigue on the central nervous system : an electroencephalography study," *Behavioral and Brain Functions*, vol. 8, no. 1, pp. 8–48, 2012.
- [114] M. Golz, D. Sommer, U. Trutschel, B. Sirois, and D. Edwards, "Evaluation of fatigue monitoring technologies," *Somnologie - Schlafforschung und Schlafmedizin*, vol. 14, no. 3, pp. 187–199, 2010.
- [115] K.-Q. Shen, X.-P. Li, C.-J. Ong, S.-Y. Shao, and E. P. Wilder-Smith, "EEG-based mental fatigue measurement using multi-class support vector machines with confidence estimate," *Clinical Neurophysiology*, vol. 119, no. 7, pp. 1524–1533, 2008.
- [116] L.-C. Shi and B.-L. Lu, "EEG-based vigilance estimation using extreme learning machines," *Neurocomputing*, vol. 102, pp. 135–143, 2013.
- [117] M. V. Yeo, X. Li, K. Shen, and E. P. Wilder-Smith, "Can SVM be used for automatic EEG detection of drowsiness during car driving?," *Safety Science*, vol. 47, no. 1, pp. 115–124, 2009.
- [118] C. Zhang, C. Zheng, and X. Yu, "Evaluation of mental fatigue based on multipyschophysiological parameters and kernel learning algorithms," *Chinese Science Bulletin*, vol. 53, no. 12, pp. 1835–1847, 2008.
- [119] F. Laurent, M. Valderrama, M. Besserve, M. Guillard, J.-P. Lachaux, J. Martinerie, and G. Florence, "Multimodal information improves the rapid detection of mental fatigue," *Biomed. Signal Proc. Contr.*, vol. 8, no. 4, pp. 400–408, 2013.
- [120] T.-P. Jung, S. Makeig, M. Stensmo, and T. Sejnowski, "Estimating alertness from the EEG power spectrum," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 44, no. 1, pp. 60–69, 1997.

- [121] L. King, H. Nguyen, and S. K. L. Lal, "Early driver fatigue detection from electroencephalography signals using artificial neural networks," in *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 2187–2190, 2006.
- [122] H. Ji, J. Li, L. Cao, and D. Wang, "A EEG-Based brain computer interface system towards applicable vigilance monitoring," in *Foundations of Intelligent Systems* (J. Kacprzyk, Y. Wang, and T. Li, eds.), vol. 122, pp. 743–749, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2011.
- [123] R. R. Johnson, D. P. Popovic, R. E. Olmstead, M. Stikic, D. J. Leventowski, and C. Berka, "Drowsiness/alertness algorithm development and validation using synchronized EEG and cognitive performance to individualize a generalized model," *Biological Psychology*, vol. 87, no. 2, pp. 241–250, 2011.
- [124] D. Leventowski, Z. Konstantinovic, R. Olmstead, and C. Berka, "Method for the quantification of human alertness," *Patent number WO 00/40148*, 07 2000.
- [125] C.-T. Lin, R.-C. Wu, S.-F. Liang, W.-H. Chao, Y.-J. Chen, and T.-P. Jung, "EEG-based drowsiness estimation for safety driving using independent component analysis," *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. 52, pp. 2726–2738, Dec. 2005.
- [126] S. F. Liang, C. T. Lin, R. C. Wu, Y. C. Chen, T. Y. Huang, and T. P. Jung, "Monitoring driver's alertness based on the driving performance estimation and the EEG power spectrum analysis," *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 6, pp. 5738–5741, 2005.
- [127] L. J. Trejo, K. Knuth, R. Prado, R. Rosipal, K. Kubitz, and R. K. B. Matthews, "EEG-based estimation of mental fatigue : Convergent evidence for a three-state model," in *Proc. HCI, Augmented Cognition*, 2007.
- [128] A. Picot, S. Charbonnier, and A. Caplier, "On-line automatic detection of driver drowsiness using a single electroencephalographic channel," *Proc IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2008, pp. 3864–3867, 2008.
- [129] J. E. Arruda, R. T. Amoss, K. L. Coburn, and H. McGee, "A quantitative electroencephalographic correlate of sustained attention processing," *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, vol. 32, no. 1, pp. 11–17, 2007.
- [130] S. K. Lal and A. Craig, "A critical review of the psychophysiology of driver fatigue," *Biological Psychology*, vol. 55, no. 3, pp. 173–194, 2001.
- [131] S. Makeig and M. Inlow, "Lapses in alertness : coherence of fluctuations in performance and EEG spectrum," *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, vol. 86, pp. 23–35, Jan. 1993.
- [132] S. Makeig, "Tonic, phasic, and transient EEG correlates of auditory awareness in drowsiness," *Cognitive Brain Research*, vol. 4, pp. 15–25, July 1996.
- [133] F. G. Freeman, P. J. Mikulka, M. W. Scerbo, and L. Scott, "An evaluation of an adaptive automation system using a cognitive vigilance task," *Biological Psychology*, vol. 67, no. 3, pp. 283–297, 2004.
- [134] A. T. Kamzanova, G. Matthews, A. M. Kustubayeva, and S. M. Jakupov, "EEG indices to time-on-task effects and to a workload manipulation (cueing)," in *Proc. of the World Academy of Science, Engineering & Technology*, vol. 80, pp. 19–22, Aug. 2011.
- [135] H. Yu, H. Lu, T. Ouyang, H. Liu, and B.-L. Lu, "Vigilance detection based on sparse representation of EEG," in *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 2439–2442, Aug. 2010.
- [136] R. N. Khushaba, S. Kodagoda, S. Lal, and G. Dissanayake, "Driver drowsiness classification using fuzzy Wavelet-Packet-Based Feature-Extraction algorithm," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no. 1, pp. 121–131, 2011.

- [137] A. Subasi, "Automatic recognition of alertness level from EEG by using neural network and wavelet coefficients," *Expert Systems with Applications*, vol. 28, no. 4, pp. 701–711, 2005.
- [138] P.-Y. Tsai, W. Hu, T. B. J. Kuo, and L.-Y. Shyu, "A portable device for real time drowsiness detection using novel active dry electrode system," *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2009, pp. 3775–3778, 2009.
- [139] A. Vuckovic, V. Radivojevic, A. C. Chen, and D. Popovic, "Automatic recognition of alertness and drowsiness from EEG by an artificial neural network," *Med. Eng. & Phys.*, vol. 24, no. 5, p. 349–360, 2002.
- [140] C. Zhao, C. Zheng, M. Zhao, Y. Tu, and J. Liu, "Multivariate autoregressive models and kernel learning algorithms for classifying driving mental fatigue based on electroencephalographic," *Expert Systems with Applications*, vol. 38, no. 3, pp. 1859–1865, 2011.
- [141] S. Roberts, I. Rezek, R. Everson, H. Stone, S. Wilson, and C. Alford, "Automated assessment of vigilance using committees of radial basis function analysers," *IEEE Proc. - Science, Measurement and Technology*, vol. 147, no. 6, p. 333, 2000.
- [142] P. Tremoulet, P. Craven, S. Regli, S. Wilcox, J. Barton, K. Stibler, A. Gifford, and M. Clark, "Workload-based assessment of a user interface design," *Digital Human Modeling*, p. 333–342, 2009.
- [143] N. J. McDonald and W. Soussou, "QUASAR's QStates cognitive gauge performance in the cognitive state assessment competition 2011," in *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 6542–6546, 2011.
- [144] EdanSafe, "Smartcap : Operator fatigue monitoring system," 2013.
- [145] A. Gevins and M. E. Smith, "Electroencephalography (EEG) in neuroergonomics," in *Neuroergonomics : The brain at work* (R. Parasuraman and M. Rizzo, eds.), pp. 15–31, New York, NY : Oxford University Press, Inc., 2007.
- [146] B. Cain, *A Review of the Mental Workload Literature 1.0*. Defense Research and Development, Canada, 2007.
- [147] N. Lavie, "Distracted and confused ? : Selective attention under load.," *Trends in Cognitive Sciences*, vol. 9, pp. 75–82, Feb. 2005.
- [148] S. Sternberg, "High-speed scanning in human memory," *Science*, vol. 153, no. 3736, pp. 652–654, 1966.
- [149] S. Sternberg, "Memory-scanning : mental processes revealed by reaction-time experiments," *American Scientist*, vol. 57, no. 4, pp. 421–457, 1969.
- [150] H. K. Gomar, M. Althaus, A. A. Wijers, and R. B. Minderaa, "The effects of memory load and stimulus relevance on the EEG during a visual selective memory search task : An erp and erd/ers study," *Clinical Neurophysiology*, vol. 117, no. 4, pp. 871–884, 2006.
- [151] L. Corbin, *Nouvelles perspectives sur les processus impliqués dans le paradigme de S.Sternberg : étude des stratégies et de l'effet d'une contrainte expérimentale*. PhD thesis, Université Paris Descartes, 2007.
- [152] F. Schober, R. Schellenberg, and W. Dimpfel, "Reflection of mental exercise in the dynamic quantitative topographical EEG," *Neuropsychobiology*, vol. 31, no. 2, pp. 98–112, 1995.
- [153] A. Gevins and M. E. Smith, "Neurophysiological measures of working memory and individual differences in cognitive ability and cognitive style," *Cerebral Cortex*, vol. 10, no. 9, pp. 829–839, 2000.
- [154] P. Missonnier, M.-P. Deiber, G. Gold, P. Millet, M. Gex-Fabry, L. Fazio-Costa, P. Giannakopoulos, and V. Ibáñez, "Frontal theta event-related synchronization : comparison of directed attention and working memory load effects," *J. Neur. Transm.*, vol. 113, no. 10, pp. 1477–1486, 2006.

- [155] A. Holm, K. Lukander, J. Korpela, M. Sallinen, and K. M. Müller, “Estimating brain load from the EEG,” *TheScientificWorldJOURNAL*, vol. 9, pp. 639–651, 2009.
- [156] A. Stipacek, R. Grabner, C. Neuper, A. Fink, and A. Neubauer, “Sensitivity of human EEG alpha band desynchronization to different working memory components and increasing levels of memory load,” *Neurosci. Lett.*, vol. 353, pp. 193–196, Dec. 2003.
- [157] P. Antonenko, F. Paas, R. Grabner, and T. Gog, “Using electroencephalography to measure cognitive load,” *Educational Psychology Review*, vol. 22, pp. 425–438, Apr. 2010.
- [158] T. W. Boonstra, T. Y. Powell, S. Mehrkanoon, and M. Breakspear, “Effects of mnemonic load on cortical activity during visual working memory : Linking ongoing brain activity with evoked responses,” *Int. J. Psychophysiology*, vol. 89, no. 3, pp. 409–418, 2013.
- [159] Z. Koles and P. Flor-Henry, “Mental activity and the EEG : task and workload related effects,” *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 19, no. 2, pp. 185–194, 1981.
- [160] C. Dussault, J. Jouanin, M. Philippe, and C. Guezennec, “EEG and ECG changes during simulator operation reflect mental workload and vigilance,” *Aviation, space, and environmental medicine*, vol. 76, no. 4, pp. 344–351, 2005.
- [161] T. Ossandon, K. Jerbi, J. R. Vidal, D. J. Bayle, M.-A. Henaff, J. Jung, L. Minotti, O. Bertrand, P. Kahane, and J.-P. Lachaux, “Transient suppression of broadband gamma power in the default-mode network is correlated with task complexity and subject performance,” *J. Neurosci.*, vol. 31, no. 41, pp. 14521–14530, 2011.
- [162] A. Gevins and M. E. Smith, “Neurophysiological measures of cognitive workload during human-computer interaction,” *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, vol. 4, no. 1-2, pp. 113–131, 2003.
- [163] A. Kok, “On the utility of P3 amplitude as a measure of processing capacity,” *Psychophysiology*, vol. 38, no. 3, pp. 557–577, 2001.
- [164] S. Fu and R. Parasuraman, “Event-related potentials (ERPs) in neuroergonomics,” in *Neuroergonomics : The brain at work* (R. Parasuraman and M. Rizzo, eds.), pp. 15–31, New York, NY : Oxford University Press, Inc., 2007.
- [165] K. Natani and F. E. Gomer, “Electrocortical activity and operator workload : A comparison of changes in the electroencephalogram and in event-related potentials,” *McDonnell Douglas Technical Report*, pp. 188–200, 1981.
- [166] H. Schultheis and A. Jameson, “Assessing cognitive load in adaptive hypermedia systems : Physiological and behavioral methods,” in *Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems* (D. Hutchison, T. Kanade, J. Kittler, and al., eds.), vol. 3137, pp. 225–234, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [167] K. Kim, J. Kim, J. Yoon, and K. Jung, “Influence of task difficulty on the features of event-related potential during visual oddball task,” *Neurosci. Lett.*, vol. 445, pp. 179–183, Nov. 2008.
- [168] H. M. Morgan, C. Klein, S. G. Boehm, K. L. Shapiro, and D. E. J. Linden, “Working Memory Load for Faces Modulates P300, N170, and N250r,” *J. Cogn. Neurosci.*, vol. 20, no. 6, pp. 989–1002, 2008.
- [169] G. F. Wilson, C. R. Swain, and P. Ullsperger, “ERP components elicited in response to warning stimuli : the influence of task difficulty,” *Biol. Psychol.*, vol. 47, no. 2, pp. 137–58, 1998.
- [170] M. W. Miller, J. C. Rietschel, C. G. McDonald, and B. D. Hatfield, “A novel approach to the physiological measurement of mental workload,” *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 80, pp. 75–78, Apr. 2011.
- [171] C. G. Burns and S. H. Fairclough, “Use of auditory event-related potentials to measure immersion during a computer game,” *Int. J. Human-Comput. Studies*, vol. 73, pp. 107–114, Jan. 2015.

- [172] P. Ullsperger, G. Freude, and U. Erdmann, "Auditory probe sensitivity to mental workload changes - an event-related potential study," *Int J Psychophysiol*, vol. 40, pp. 201–209, Apr. 2001.
- [173] B. Z. Allison and J. Polich, "Workload assessment of computer gaming using a single-stimulus event-related potential paradigm," *Biological Psychology*, vol. 77, no. 3, pp. 277–283, 2008.
- [174] J. Qu, J. D. Rizak, L. Zhao, M. Li, and Y. Ma, "Effects of visual working memory on brain information processing of irrelevant auditory stimuli," *PlosOne*, vol. 9, no. 2, p. e89989, 2014.
- [175] S. Deeny, C. Chicoine, L. Hargrove, T. Parrish, and A. Jayaraman, "A simple ERP method for quantitative analysis of cognitive workload in myoelectric prosthesis control and human-machine interaction," *PLoS One*, vol. 9, no. 11, 2014.
- [176] M. K. Holland and G. Tarlow, "Blinking and mental load," *Psychological Reports*, vol. 31, pp. 119–127, Aug. 1972.
- [177] Y. Tanaka and K. Yamaoka, "Blink activity and task difficulty," *Perceptual and Motor Skills*, vol. 77, pp. 55–66, Aug. 1993.
- [178] L. Salahuddin, J. Cho, M. G. Jeong, and D. Kim, "Ultra short term analysis of heart rate variability for monitoring mental stress in mobile settings," *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2007, pp. 4656–4659, 2007.
- [179] G. Larue, A. Rakotonirainy, and A. N. Pettitt, "Driving performance on monotonous roads," in *Proc. Canadian Multidisciplinary Road Safety Conf.*, 2010.
- [180] J. Veltman and A. Gaillard, "Physiological indices of workload in a simulated flight task," *Biological Psychology*, vol. 42, no. 3, pp. 323–342, 1996.
- [181] A. Henelius, K. Hirvonen, A. Holm, J. Korpela, and K. Muller, "Mental workload classification using heart rate metrics," in *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 1836–1839, Sept. 2009.
- [182] A. Hoover, A. Singh, S. Fishel-Brown, and E. Muth, "Real-time detection of workload changes using heart rate variability," *Biomed. Sign. Proc. Contr.*, Aug. 2011.
- [183] A. N. Kalinichenko and O. D. Yur'eva, "Assessment of human psychophysiological states based on methods for heart rate variability analysis," *Pattern Recognition and Image Analysis*, vol. 22, no. 4, pp. 570–575, 2012.
- [184] L. R. Fournier, G. F. Wilson, and C. R. Swain, "Electrophysiological, behavioral, and subjective indexes of workload when performing multiple tasks : manipulations of task difficulty and training," *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 31, no. 2, pp. 129–145, 1999.
- [185] A.-M. Brouwer, M. A. Hogervorst, J. B. F. van Erp, T. Heffelaar, P. H. Zimmerman, and R. Oostenveld, "Estimating workload using EEG spectral power and ERPs in the n-back task," *J. Neur. Eng.*, vol. 9, no. 4, 2012.
- [186] J. C. Christensen, J. R. Estep, G. F. Wilson, and C. A. Russell, "The effects of day-to-day variability of physiological data on operator functional state classification," *NeuroImage*, vol. 59, pp. 57–63, 2012.
- [187] M. Honal and T. Schultz, "Determine task demand from brain activity," in *Proc. Int. Conf. Bio-inspired Syst. Sign. Proc.*, 2008.
- [188] P. Zarjam, J. Epps, and F. Chen, "Spectral EEG features for evaluating cognitive load," in *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 3841–3844, Aug. 2011.
- [189] F. Cirett Galán and C. R. Beal, "EEG estimates of engagement and cognitive workload predict math problem solving outcomes," in *User Modeling, Adaptation, and Personalization* (D. Hutchison, T. Kanade, J. Kittler, and al., eds.), vol. 7379, pp. 51–62, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2012.

- [190] W. R. P. G. M. B. C. Walter, S. Schmidt, “Using cross-task classification for classifying workload levels in complex learning tasks,” in *Proc. IEEE Hum. Assoc. Conf. Affect. Comput. Intell. Interact.*, (Geneva, Switzerland), pp. 876–881, 09 2013.
- [191] C. L. Baldwin and B. Penaranda, “Adaptive training using an artificial neural network and EEG metrics for within- and cross-task workload classification,” *NeuroImage*, vol. 59, pp. 48–56, 2012.
- [192] G. F. Wilson and C. A. Russell, “Real-Time assessment of mental workload using psychophysiological measures and artificial neural networks,” *Human Factors*, vol. 45, pp. 635–643, 2003.
- [193] J. B. Noel, K. W. Bauer, and J. W. Lanning, “Improving pilot mental workload classification through feature exploitation and combination : a feasibility study,” *Computers & Operations Research*, vol. 32, no. 10, pp. 2713–2730, 2005.
- [194] T. Laine, K. Bauer, J. Lanning, C. Russell, and G. Wilson, “Selection of input features across subjects for classifying crewmember workload using artificial neural networks,” *IEEE Trans.Syst., Man, Cybern., A, Syst., Humans*, vol. 32, no. 6, pp. 691–704, 2002.
- [195] L. George, M. Marchal, L. Glondou, and A. Lécuyer, “Combining brain-computer interfaces and haptics : Detecting mental workload to adapt haptic assistance,” in *Haptics : Perception, Devices, Mobility, and Communication* (D. Hutchison, T. Kanade, J. Kittler, and al., eds.), vol. 7282, pp. 124–135, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2012.
- [196] K. Kahol, M. Smith, S. Mayes, M. Deka, V. Deka, J. Ferrara, and S. Panchanathan, “The effect of fatigue on cognitive and psychomotor skills of surgical residents,” *Foundations of Augmented Cognition*, p. 304–313, 2007.
- [197] C. Dijksterhuis, D. de Waard, K. Brookhuis, B. Mulder, and R. de Jong, “Classifying visuomotor workload in a driving simulator using subject specific spatial brain patterns,” *Frontiers in Neuroscience*, vol. 7, no. 149, 2013.
- [198] J. Jarvis, F. Putze, D. Heger, and T. Schultz, “Multimodal person independent recognition of workload related biosignal patterns,” in *Proc. Int. Conf. Multimod. Interfaces*, p. 205, ACM Press, 2011.
- [199] S. Mathan, A. Smart, T. Ververs, and M. Feuerstein, “Towards an index of cognitive efficacy EEG-based estimation of cognitive load among individuals experiencing cancer-related cognitive decline,” in *Proc. IEEE Conf. Engin. Med. Biol. Soc.*, pp. 6595–6598, Aug. 2010.
- [200] B. Rebsamen, K. Kwok, and T. B. Penney, “EEG-based measure of cognitive workload during a mental arithmetic task,” in *Proc. Int. Conf. HCI*, vol. 174, pp. 304–307, 2011.
- [201] C. Kothe and S. Makeig, “Estimation of task workload from EEG data : new and current tools and perspectives,” in *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, 2011.
- [202] K. Ryu and R. Myung, “Evaluation of mental workload with a combined measure based on physiological indices during a dual task of tracking and mental arithmetic,” *Int. J. Indus.l Ergon.*, vol. 35, pp. 991–1009, Nov. 2005.
- [203] D. Grimes, D. S. Tan, S. E. Hudson, P. Shenoy, and R. P. Rao, “Feasibility and pragmatics of classifying working memory load with an electroencephalograph,” pp. 835–844, ACM Press, 2008.
- [204] Z. Wang, R. M. Hope, Z. Wang, Q. Ji, and W. D. Gray, “Cross-subject workload classification with a hierarchical bayes model,” *NeuroImage*, vol. 59, pp. 64–69, 2012.
- [205] M. Sterman and C. Mann, “Concepts and applications of EEG analysis in aviation performance evaluation,” *Biological Psychology*, vol. 40, no. 1-2, pp. 115–130, 1995.
- [206] Y. Ke, H. Qi, F. He, S. Liu, X. Zhao, P. Zhou, L. Zhang, and D. Ming, “An EEG-based mental workload estimator trained on working memory task can work well under simulated multi-attribute task,” *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 8, no. 703, 2014.

- [207] C. Walter, G. Cierniak, P. Gerjets, W. Rosenstiel, and M. Bogdan, "Classifying mental states with machine learning algorithms using alpha activity decline," in *Proc. ESANN*, 2011.
- [208] A. Belyavin, C. Ryder, and B. Dickson, "Development of gauges for the QinetiQ cognition monitor," *Foundations of Augmented Cognition*, p. 3–12, 2007.
- [209] C. Bernarding, D. J. Strauss, R. Hannemann, and F. I. Corona-Strauss, "Quantification of listening effort correlates in the oscillatory EEG activity : A feasibility study," in *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 4615–4618, Aug. 2012.
- [210] G. F. Wilson and C. A. Russel, "Performance enhancement with real-time physiologically controlled adaptive aiding," tech. rep., Air Force Research Laboratory, 2000.
- [211] J. Kohlmorgen, G. Dornhege, M. L. Braun, B. Blankertz, K. R. Müller, G. Curio, K. Hagemann, A. Bruns, M. Schrauf, and W. E. Kincses, "Improving human performance in a real operating environment through real-time mental workload detection," in *Towards Brain-Computer Interfacing* (G. Dornhege, Millán, T. Hinterberger, D. Mcfarland, and K. R. Müller, eds.), The MIT press, 2006.
- [212] G. F. Wilson, J. D. Lambert, and C. A. Russel, "Performance and psychophysiological measures of fatigue effects on aviation related tasks of varying difficulty," tech. rep., Air Force Research Laboratory, 2007.
- [213] C. Mühl, C. Jeunet, and F. Lotte, "EEG-based workload estimation across affective contexts," *Frontiers in Neurosciences*, vol. 8, no. 114, 2014.
- [214] C. Berka, D. Levendowski, C. Ramsey, G. Davis, M. Lumicao, K. Stanney, L. Reeves, S. Regli, P. Tremoulet, and K. Stibler, "Evaluation of an EEG-workload model in an aegis simulation environment," in *Proc. SPIE*, vol. 5797, p. 90–99, 2005.
- [215] K. Kahol, M. Smith, J. Brandenberger, A. Ashby, and J. J. Ferrara, "Impact of fatigue on neurophysiologic measures of surgical residents," *Journal of the American College of Surgeons*, vol. 213, no. 1, pp. 29–34, 2011.
- [216] P. L. Craven, P. D. Tremoulet, J. H. Barton, S. J. Tourville, and Y. Dahan-Marks, "Evaluating training with cognitive state sensing technology," in *Foundations of Augmented Cognition. Neuroergonomics and Operational Neuroscience* (D. Hutchison, T. Kanade, and J. e. a. Kittler, eds.), vol. 5638, pp. 585–594, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2009.
- [217] R. Matthews, P. Turner, N. McDonald, K. Ermolaev, T. Manus, R. Shelby, and M. Steindorf, "Real time workload classification from an ambulatory wireless EEG system using hybrid EEG electrodes," in *Proc. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, p. 5871–5875, 2008.
- [218] W. Soussou, M. Rooksby, C. Forty, J. Weatherhead, and S. Marshall, "EEG and eye-tracking based measures for enhanced training," in *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, pp. 1623–1626, Aug. 2012.
- [219] S. A. Hillyard, R. F. Hink, V. L. Schwent, and T. W. Picton, "Electrical signs of selective attention in the human brain," *Science*, vol. 182, no. 4108, pp. 177–180, 1973.
- [220] M. M. Chun and J. M. Wolfe, "Visual attention," in *Blackwell Handbook of Perception*, pp. 272–310, Oxford : Blackwell Publishers Ltd., 2001.
- [221] J. T. Coull, C. D. Frith, C. Büchel, and A. C. Nobre, "Orienting attention in time : behavioural and neuroanatomical distinction between exogenous and endogenous shifts," *Neuropsychologia*, vol. 38, no. 6, pp. 808–819, 2000.
- [222] P. G. Fitzgerald and T. W. Picton, "Temporal and sequential probability in evoked potential studies," *Canadian Journal of Psychology*, vol. 35, no. 2, pp. 188–200, 1981.
- [223] K. C. Squires, C. Wickens, N. K. Squires, and E. Donchin, "The effect of stimulus sequence on the waveform of the cortical event-related potential," *Science*, vol. 193, no. 4258, pp. 1142–1146, 1976.

- [224] D. Friedman, Y. M. Cywicz, and H. Gaeta, "The novelty P3 : an event-related brain potential (ERP) sign of the brain's evaluation of novelty," *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, vol. 25, no. 4, pp. 355–373, 2001.
- [225] E. Courchesne, R. Y. Courchesne, and S. A. Hillyard, "The effect of stimulus deviation on P3 waves to easily recognized stimuli," *Neuropsychologia*, vol. 16, no. 2, pp. 189–199, 1978.
- [226] T. W. Picton, "The P300 wave of the human event-related potential," *Journal of Clinical Neurophysiology*, vol. 9, no. 4, pp. 456–479, 1992.
- [227] V. Kolev, T. Demiralp, J. Yordanova, A. Ademoglu, and U. Isoglu-Alkaç, "Time-frequency analysis reveals multiple functional components during oddball P300," *Neuroreport*, vol. 8, no. 8, pp. 2061–2065, 1997.
- [228] C. S. Herrmann and R. T. Knight, "Mechanisms of human attention : event-related potentials and oscillations," *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, vol. 25, pp. 465–476, Aug. 2001.
- [229] N. Fogelson, X. Wang, J. B. Lewis, M. M. Kishiyama, M. Ding, and R. T. Knight, "Multimodal effects of local context on target detection : Evidence from P3b," *J. Cogn. Neurosci.*, vol. 21, no. 9, pp. 1680–1692, 2009.
- [230] J. Polich, "Updating P300 : An integrative theory of P3a and P3b," *Clinical Neurophysiology*, vol. 118, pp. 2128–2148, Oct. 2007.
- [231] C. M. Warren, J. W. Tanaka, and C. B. Holroyd, "What can topology changes in the oddball N2 reveal about underlying processes?," *Neuroreport*, vol. 22, no. 17, pp. 870–874, 2011.
- [232] J. R. Folstein and C. Van Petten, "Influence of cognitive control and mismatch on the N2 component of the ERP : a review," *Psychophysiology*, vol. 45, no. 1, pp. 152–170, 2008.
- [233] A. Y. Kaplan and E. V. Levichkina, "Late negativity in visual evoked potentials in humans to changes in the topology of simple nonverbal stimuli," *Neuroscience & Behavioral Physiology*, vol. 38, no. 9, pp. 959–961, 2008.
- [234] C. Başar-Eroglu, E. Başar, T. Demiralp, and M. Schürmann, "P300-response : possible psychophysiological correlates in delta and theta frequency channels. a review," *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 13, no. 2, pp. 161–179, 1992.
- [235] J. Yordanova and V. Kolev, "Single-sweep analysis of the theta frequency band during an auditory oddball task," *Psychophysiology*, vol. 35, no. 1, pp. 116–126, 1998.
- [236] A. Öñiz and E. Başar, "Prolongation of alpha oscillations in auditory oddball paradigm," *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 71, no. 3, pp. 235–241, 2009.
- [237] K. M. Spencer, J. Dien, and E. Donchin, "A componential analysis of the ERP elicited by novel events using a dense electrode array," *Psychophysiology*, vol. 36, no. 3, pp. 409–414, 1999.
- [238] P. Morton, D. Tumey, D. Ingle, C. Downey, and J. Schnurer, "Neural network classification of EEG data generated through use of the audio oddball paradigm," in *Proc. IEEE Northeast Conf. Bioeng.*, pp. 7–8, 1991.
- [239] J. Comstock and R. Arnegard, *The multi-attribute task battery for human operator workload and strategic behavior research*. 1992.
- [240] M. Ebisawa, M. Kogure, S. Yano, S. Matsuzaki, and Y. Wada, "Estimation of direction of attention using EEG and out-of-head sound localization," in *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 7417–7420, IEEE, Aug. 2011.
- [241] M. Schreuder, T. Rost, and M. Tangermann, "Listen, you are writing! speeding up online spelling with a dynamic auditory BCI," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 5, 2011.

- [242] M. D. Musgrove and J. G. Hollands, "Stimulus mapping and memory load effects on the vigilance decrement across multiple sessions," *Proc. Human Factors and Ergonomics Soc. Annual Meeting*, vol. 44, pp. 859–862, July 2000.
- [243] W. S. Helton and P. N. Russell, "Working memory load and the vigilance decrement," *Experimental Brain Research*, vol. 212, pp. 429–437, June 2011.
- [244] S. Haga, H. Shinoda, and M. Kokubun, "Effects of task difficulty and time-on-task on mental workload," *Japanese Psychological Research*, vol. 44, no. 3, pp. 134–143, 2002.
- [245] A. Bidet-Caulet, C. Mikyska, and R. T. Knight, "Load effects in auditory selective attention : Evidence for distinct facilitation and inhibition mechanisms," *NeuroImage*, vol. 50, no. 1, pp. 277–284, 2010.
- [246] T. A. Kelley and N. Lavie, "Working memory load modulates distractor competition in primary visual cortex," *Cerebral Cortex*, vol. 21, no. 3, pp. 659–665, 2010.
- [247] N. Lavie, A. Hirst, J. W. de Fockert, and E. Viding, "Load theory of selective attention and cognitive control," *Journal of Experimental Psychology*, vol. 133, no. 3, pp. 339–354, 2004.
- [248] J. Rissman, A. Gazzaley, and M. D'Esposito, "The effect of non-visual working memory load on top-down modulation of visual processing," *Neuropsychologia*, vol. 47, no. 7, pp. 1637–1646, 2009.
- [249] J. W. de Fockert, "The role of working memory in visual selective attention," *Science*, vol. 291, no. 5509, pp. 1803–1806, 2001.
- [250] B. Gil-Gómez de Liaño and J. Botella, "Concurrent memory load can make rsvp search more efficient," *Psicológica*, vol. 32, no. 1, p. 13–30, 2011.
- [251] J. W. de Fockert and A. J. Bremner, "Release of inattention blindness by high working memory load : Elucidating the relationship between working memory and selective attention," *Cognition*, vol. 121, no. 3, pp. 400–408, 2011.
- [252] L. Ahmed and J. W. de Fockert, "Focusing on attention : The effects of working memory capacity and load on selective attention," *PLoS ONE*, vol. 7, no. 8, 2012.
- [253] J.-Y. Lv, T. Wang, J. Qiu, S.-H. Feng, S. Tu, and D.-T. Wei, "The electrophysiological effect of working memory load on involuntary attention in an auditory–visual distraction paradigm : an ERP study," *Experimental Brain Research*, vol. 205, pp. 81–86, July 2010.
- [254] N. Pratt, A. Willoughby, and D. Swick, "Effects of working memory load on visual selective attention : Behavioral and electrophysiological evidence," *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 5, 2011.
- [255] M. Sabri, E. Liebenthal, E. J. Waldron, D. A. Medler, and J. R. Binder, "Attentional modulation in the detection of irrelevant deviance : a simultaneous ERP/fMRI study," *J. Cogn. Neurosci.*, vol. 18, pp. 689–700, May 2006.
- [256] W. J. Lammers and P. Badia, "Habituation of P300 to target stimuli," *Physiology & Behavior*, vol. 45, no. 3, pp. 595–601, 1989.
- [257] D. Ravden and J. Polich, "Habituation of p300 from visual stimuli," *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 30, no. 3, pp. 359–365, 1998.
- [258] J. Pan, T. Takeshita, and K. Morimoto, "P300 habituation from auditory single-stimulus and oddball paradigms," *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 37, no. 2, pp. 149–153, 2000.
- [259] P. Gerjets, C. Walter, W. Rosenstiel, M. Bogdan, and T. O. Zander, "Cognitive state monitoring and the design of adaptive instruction in digital environments : Lessons learned from cognitive workload assessment using a passive brain-computer interface approach," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 8, no. 385, 2014.
- [260] T. Åkerstedt and M. Gillberg, "Subjective and objective sleepiness in the active individual," *Int. J. Neurosci.*, vol. 52, pp. 29–37, Jan. 1990.

- [261] J. Santamaria and K. H. Chiappa, "The EEG of drowsiness in normal adults," *J. Clin. Neurophysiol.*, vol. 4, pp. 327–382, 1987.
- [262] P. P. Caffier, U. Erdmann, and P. Ullsperger, "Experimental evaluation of eye-blink parameters as a drowsiness measure," *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 89, pp. 319–325, May 2003.
- [263] R. Schleicher, N. Galley, S. Briest, and L. Galley, "Blinks and saccades as indicators of fatigue in sleepiness warnings : looking tired?," *Ergonomics*, vol. 51, no. 7, pp. 982–1010, 2008.
- [264] A. Picot, S. Charbonnier, and A. Caplier, "On-line detection of drowsiness using brain and visual information," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. A, Syst., Humans*, vol. 42, no. 3, pp. 764–776, 2012.
- [265] T. Jung, S. Makeig, C. Humphries, T. Lee, M. J. McKeown, V. Iragui, and T. J. Sejnowski, "Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation," *Psychophysiology*, vol. 37, no. 2, pp. 163–178, 2000.
- [266] T. Liu and D. Yao, "Removal of the ocular artifacts from EEG data using a cascaded spatio-temporal processing," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 83, no. 2, pp. 95–103, 2006.
- [267] N. Mammone, F. La Foresta, and F. C. Morabito, "Automatic Artifact Rejection From Multichannel Scalp EEG by Wavelet ICA," *IEEE Sensors J.*, vol. 12, no. 3, pp. 533–542, 2012.
- [268] W.-Y. Shih, J.-C. Liao, K.-J. Huang, W.-C. Fang, G. Cauwenberghs, and T.-P. Jung, "An Efficient VLSI Implementation of On-line Recursive ICA Processor for Real-time Multi-channel EEG Signal Separation," *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, 2013.
- [269] L. Shoker, S. Sanei, and J. A. Chambers *IEEE Signal Proc. Lett.*, vol. 12, no. 10, pp. 721–724, 2005.
- [270] A. Belouchrani and A. Cichocki, "A robust whitening procedure in blind source separation context," *Electron. Lett.*, vol. 36, pp. 2050–2051, 2000.
- [271] J. Gao, Y. Yang, P. Lin, and P. Wang, "Automatic removal of eye-blink artifacts based on ICA and peak detection algorithm," in *Proc. Asia Conf. Inform. Contr. Autom. Robot.*, CAR'10, pp. 22–27, 2010.
- [272] Z. Xue, J. Li, S. Li, and B. Wan, "Using ICA to remove eye blink and power line artifacts in EEG," in *Proc. Conf. Innov. Comput. Inf. Contr.*, pp. 107–110, 2006.
- [273] S. S. Gupta, S. Soman, P. G. Raj, R. Prakash, S. Sailaja, and R. Borgohain, "Detecting eye movements in EEG for controlling devices," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Intell. Cybern.*, pp. 69–73, 2012.
- [274] S. Oh, P. S. Kumar, H. Kwon, and V. K. Varadan, "Wireless brain-machine interface using EEG and EOG : brain wave classification and robot control," in *Proc. SPIE Conf.*, 2012.
- [275] T. Tan, J. P. Hakenberg, and C. Guan, "Estimation of glance from EEG for cursor control," in *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 2919–2923, 2013.
- [276] J. Arnin, D. Anopas, M. Horapong, P. Triponyawasi, T. Yamsa-ard, S. Iampetch, and Y. Wongsawat, "Wireless-based portable EEG-EOG monitoring for real time drowsiness detection," in *Conf. Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, pp. 4977–4980, July 2013.
- [277] F. Lotte and C. T. Guan, "Regularizing common spatial patterns to improve BCI designs : Unified theory and new algorithms," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no. 2, pp. 355–362, 2011.
- [278] L. Bauer, R. Goldstein, and J. Stern, "Effects of information-processing demands on physiological response patterns," *Hum. Fact.*, vol. 29, no. 2, pp. 213–234, 1987.
- [279] W. Skrandies, "Time range analysis of evoked potential fields," *Brain Topogr.*, vol. 1, pp. 107–116, 1988.

- [280] R. M. Chapman and J. W. Mccrary, “EP component identification and measurement by principal components-analysis,” *Brain. Cogn.*, vol. 27, no. 3, pp. 288–310, 1995.
- [281] K. M. Spencer, J. Dien, and E. Donchin, “Spatiotemporal analysis of the late ERP responses to deviant stimuli,” *Psychophysiol.*, vol. 38, pp. 343–358, 2001.
- [282] E. Donchin and E. Heffley, *Multivariate analysis of event-related potential data : A tutorial review*. Washington, D.C. : U.S. Government Printing Office : D. Otto Eds., 1978.
- [283] W. Pritchard, S. Shappell, and M. Brandt, “Psychophysiology of n200/n400 : A review and classification scheme,” *Adv. Psychophysiol.*, vol. 4, pp. 43–106, 1991.
- [284] R. Krebs, C. Boehler, and M. Woldorff, “The influence of reward associations on conflict processing in the stroop task,” *Cognition*, vol. 117, no. 3, pp. 341–347, 2010.
- [285] R. Kurzban, A. Duckworth, J. Kable, and J. Myers, “An opportunity cost model of subjective effort and task performance,” *Behav. Brain Sci.*, vol. 36, no. 6, pp. 661–679, 2012.
- [286] M. Hagger, C. Wood, C. Stiff, and N. Chatzisarantis, “Ego depletion and the strength model of self-control : A meta-analysis,” *Psychol. Bulletin*, vol. 136, no. 4, pp. 495–525, 2010.
- [287] P. Klaver and D. Talsma, “Behind the scenes : How visual memory load biases selective attention during processing of visual streams,” *Psychophysiol.*, vol. 50, no. 11, pp. 1133–1146, 2013.
- [288] G. F. Hagen, J. R. Gatherwright, B. Lopez, and J. Polich, “P3a from visual stimuli : Task difficulty effects,” *Int. J. Psychophysiol.*, vol. 59, pp. 8–14, 2006.

Annexe A

Mesures de non gaussianité

A.1 Kurtosis

La mesure du coefficient d'aplatissement d'une distribution, ou kurtosis, correspond au cumulatif du 4^{ème} ordre. Celui-ci se définit pour notre signal \mathbf{X} de cette façon :

$$\text{kurt}(\mathbf{X}) = E \{ \mathbf{X}^4 \} - 3(E \{ \mathbf{X}^2 \})^2 \quad (\text{A.1})$$

ce qui, lorsque l'on a une variance unitaire, se simplifie en :

$$\text{kurt}(\mathbf{X}) = E \{ \mathbf{X}^4 \} - 3 \quad (\text{A.2})$$

Pour une variable gaussienne, la kurtosis est nulle, tandis qu'elle est positive ou négative pour les variables non gaussiennes (négative pour les subgaussiennes et positive pour les supergaussiennes).

A.2 Entropie

L'entropie est une mesure d'incertitude en théorie de l'information. Une entropie élevée représente un haut degré d'incertitude. L'entropie d'un signal discret \mathbf{X} correspond à [21] :

$$H(\mathbf{X}) = - \sum_{k=1}^{N_k} p(k) \log(p(k)) \quad (\text{A.3})$$

où $p(k)$ correspond à la probabilité de l'échantillon k . L'entropie est très sensible au bruit, qui augmente l'incertitude. Les signaux très bruités possèdent donc une entropie élevée.

A.3 Information Mutuelle

L'information mutuelle entre des variables aléatoires X_1, \dots, X_m est une mesure de la dépendance entre deux variables et peut se définir grâce à des mesures d'entropie :

$$I(X_1, \dots, X_m) = \sum_{i=1}^m H(X_i) - H(X) \quad (\text{A.4})$$

Cette information mutuelle peut aussi être exprimée par la divergence de Kullback-Leibler, différence entre la densité de probabilité jointe et le produit des probabilités marginales :

$$I(X_1, \dots, X_m) = KL(p(X_1, \dots, X_m), \prod_{i=1}^m p(X_i)) = \int p(X_1, \dots, X_m) \log \frac{p(X_1, \dots, X_m)}{\prod_{i=1}^m p(X_i)} dX \quad (\text{A.5})$$

Cette information mutuelle est toujours non-négative, et ne s'annule que lorsque les variables sont statistiquement indépendantes.

Annexe B

Dossier CPP du projet WAVE²

Estimation des niveaux de charge mentale, attention et vigilance par électroencéphalographie

Titre court : WAVE2 (Workload, Attention and Vigilance EEG-based Estimation)

Promoteur : CHU de Grenoble

CHU de Grenoble – BP 217 – 38043 Grenoble cedex 9

Personne habilitée à signer le protocole au nom du Promoteur :

Mme Hélène SABBAGH-GUILLAUME – Directrice de la Recherche et des Partenariats
Délégation à la Recherche Clinique et à l'Innovation (DRCL), CHU de Grenoble, BP 217 –
38043 Grenoble cedex 9, Tél : 04 76 76 84 55 - Fax 04 76 76 52 21

Investigateur principal

Dr Laurent Vercueil¹ neurologue, praticien hospitalier,

N° ordre 38/7338, n° ADELI 10002435757

Chef du service d'explorations fonctionnelles du système nerveux (EFSN)

CHU de Grenoble (Pôle de Psychiatrie et de neurologie, Pr T. Bougerol),

Hôpital A. MICHALON - 38700 LA TRONCHE

Tél. : 04 76 76 54 88 et Fax : 04 76 76 59 28

e-mail : L.Vercueil@chu-grenoble.fr

Responsables scientifiques du projet

Stéphane Bonnet, PhD, Ingénieur-Chercheur en Traitement de l'Information

CEA-LETT, STD, LE2S

Campus Minatoc, 17 rue des Martyrs

38054 Grenoble, France

Tél : 04 38 78 40 70 et Fax: 04 38 78 54 56

e-mail: Stephane.Bonnet@cea.fr

**Sylvie Charbonnier, PhD, Maître de conférences en Traitement de l'Information
ENSE3**

Domaine Universitaire - BP46

38402 Saint Martin d'Hères

Tél : 04 76 82 64 15 et Fax: 04 76 82 63 88

e-mail: sylvie.charbonnier@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Aurélié Campagne, PhD, Maître de conférences en Neurosciences

Laboratoire de Psychologie et Neurocognition

UMR CNRS 5105

Université Pierre Mendès-France

BP 47, 38040 Grenoble Cedex 9

Tél : 04 56 52 85 08 et Fax: 04 76 82 78 34

e-mail : aurელიe.campagne@upmf-grenoble.fr

Intervenants : Raphaëlle Roy, doctorante au LE2S (CEA-LETT), Sylvain Harquel, ingénieur
d'étude (CNRS), et Dr C. Bouitte, neurologue.

Lieu de recherche : Plateforme EEG, Service d'exploration fonctionnelle du système
nerveux, CHU Grenoble.

¹ INSERM U836, équipe 9 / Université Joseph Fourier– Institut des Neurosciences, 38043 Grenoble Cedex 09

RESUME

Titre :

Estimation des niveaux de charge mentale, attention et vigilance par électroencéphalographie

Investigateur principal :

Dr Laurent Vercueil, MD, PhD, N° Conseil Ordre des Médecins: 387338

Responsables scientifiques du projet :

- Stéphane Bonnet (Ingénieur-Chercheur CEA), PhD Traitement du Signal, Laboratoire Electronique et Systèmes pour la Santé (LE2S, CEA-LETI), Grenoble
- Sylvie Charbonnier (MCF), PhD Traitement du Signal, Gipsa-Lab, Grenoble
- Aurélie Campagne (MCF), PhD Neurosciences cognitives, Laboratoire de Psychologie et Neurocognition, Grenoble.

Promoteur:

CHU de Grenoble – BP 217 – 38043 Grenoble cedex 9

Centres d'étude :

Plateforme EEG, Service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (EFSN), CHU Grenoble.

Objectif principal :

Les interfaces cerveau-machine (ICMs) dites passives permettent de caractériser des états cognitifs d'un individu à partir de son activité cérébrale. L'outil de mesure le plus utilisé dans le cadre des ICMs est l'électroencéphalographie (EEG). Ce projet de recherche vise à évaluer et caractériser les corrélats neuronaux de différents niveaux de charge mentale d'attention de vigilance et de leur interactions en vue de l'implémentation d'algorithmes de classification prédictifs de ces états pour un opérateur donné et pour des mesures en temps réel. Une version modifiée du paradigme de Sternberg (Sternberg, 1966) a ainsi été implémentée et consiste en une tâche d'encodage d'une liste de 2 ou 6 chiffres couplée ou non à une tâche de détection de cible rare. Ce paradigme permet une manipulation de la charge mentale ainsi que du niveau attentionnel, tandis que le niveau de vigilance est quant à lui manipulé par la durée de l'expérience. Afin de déterminer des corrélats électro-physiologiques qui soient indépendants de la modalité sensorielle, cette même expérience était réalisée en modalité visuelle et auditive, chaque modalité étant effectuée par deux groupes de 20 sujets distincts.

Objectif secondaire :

L'acquisition des mesures électro-physiologiques lors de ce protocole permettra, une fois les corrélats des fonctions étudiées déterminés, d'effectuer des développements algorithmiques permettant la création d'une interface cerveau-machine « passive » permettant une mesure en temps-réel de l'état mental d'un opérateur.

Méthodologie :

V2.1 consolidée du 30.07.2012

3

Etude fondamentale avec un protocole en EEG associant aussi des mesures d'EOG, et d'activités cardiaque et électrodermale.

Nombre de participants :

40 participants sains droitiers âgés de 20 à 40 ans. (voir justification « Matériel et Méthodes») répartis en 2 groupes, chaque groupe étant associé à une étude dans une modalité sensorielle.

Durée de l'étude : 2 ans

Durée de participation des sujets :

La durée totale d'expérimentation sera de 3h (voir justification dans « Matériel et Méthodes»). Préablement, chaque participant sain sera soumis à une visite de pré-inclusion de 10 minutes environ comprenant un entretien médical de 5 minutes avec l'investigateur principal du CHU Grenoble.

Calendrier de l'étude : Août 2012 à Août 2014

Calendrier prévisionnel de l'étude

Durée de l'étude par participant : 3h

Date prévue pour le début des inclusions : Août 2012

Date prévue pour la fin des inclusions : Août 2014

Date prévue pour la fin de l'étude si différente : Août 2014

V2.1 consolidée du 30.07.2012

4

GLOSSAIRE DES ACRONYMES

EEG : électro-encéphalographie

EOG : électro-oculographie

ECG : électrocardiographie

AED : activité électrodermale

SOMMAIRE

CALENDRIER PREVISIONNEL DE L'ETUDE	4
GLOSSAIRE DES ACRONYMES.....	5
SOMMAIRE.....	6
I. PROBLEMATIQUE GENERALE DE L'ETUDE	8
II. OBJECTIFS DE L'ETUDE ET HYPOTHESES	13
III. MOYENS.....	15
IV. MATERIEL ET METHODES.....	17
4. 1 Participants.....	17
• Nombre de participants.....	17
• Recrutement.....	17
• Critères d'inclusion.....	17
• Critères de non-inclusion.....	17
• Critères d'exclusion	18
• Ingestion d'alcool	18
• Indemnités et droits des participants.....	18
4.2. Expérimentation.....	18
• Durée de participation et procédure générale de l'étude.....	18
• Acquisition des données	19
• Traitement des données palpébrales, cardiaques et électrodermales	28
V. BENEFICES ET RISQUES PREVISIBLES ET CONNUS	28
VI. VIGILANCE/ ARRET PREMATURE DE L'ETUDE.....	28
6.1. Définitions	28
• Evénement indésirable (EvI).....	28
• Evénement indésirable grave (EvIG)	28
• Effet indésirable d'un dispositif médical ou d'un dispositif médical de diagnostic in vitro	29
• Effet indésirable grave (EI(G)).....	29
• Effet indésirable attendu	29
• Imputabilité.....	29
• Intensité	29
6.2. Responsabilités	30
• Responsabilités de l'investigateur	30
• Responsabilités du promoteur.....	30
6.3. Modalités et délais de déclaration par l'investigateur	31
• Modalités de déclaration.....	31

• Période de déclaration.....	31
6.4. Exposition in utero	32
6.5. Rapport annuel de sécurité et listing semestriel	32
6.6. Constats de symptômes pathologiques suite à l'analyse des données acquises.....	32
6.7. Arrêt prématuré de l'étude.....	33
• Critères d'arrêt de l'étude pour un sujet qui y participe.....	33
• Arrêt de l'étude par le promoteur.....	33
• Arrêt de l'étude par l'investigateur.....	33
6.8. Période d'exclusion	33
VII. ARCHIVAGE.....	33
VIII. REGLES RELATIVES A LA PUBLICATION.....	34
IX. ASPECTS MATERIELS ET LEGAUX.....	34
9.2. Durée de l'étude	34
9.3. Avis et Autorisation.....	35
9.4. CNIL.....	35
9.5. Modification substantielle.....	35
X. INFORMATION ET CONSENTEMENT DES PARTICIPANTS :	35
XI. SIGNATURES PROMOTEUR ET INVESTIGATEUR PRINCIPAL.....	36
REFERENCES	37
ANNEXES	44
1) CV INVESTIGATEUR PRINCIPAL.....	44
2) CV RESPONSABLES SCIENTIFIQUES DU PROJET	47
NOTICE D'INFORMATION	51
FORMULAIRE DE CONSENTEMENT.....	55
INCLUSION VOLONTAIRE ADULTE.....	57

I. PROBLEMATIQUE GENERALE DE L'ETUDE

Ce projet de recherche vise à identifier les signatures neurophysiologiques propres à différents niveaux de charge mentale, d'attention et de vigilance, ainsi que leurs interactions. Cet objectif principal s'accompagnera d'un travail méthodologique consistant à développer des algorithmes de classification robustes et prédictifs de ces états en temps-réel et ce, en vue de l'implémentation d'une interface cerveau-machine dite « passive », présentant un intérêt majeur pour un opérateur en situation de travail qui effectue des tâches monotones.

Charge mentale

La charge mentale peut notamment être définie comme étant la charge d'un individu en mémoire de travail. Celle-ci reflète une difficulté de la tâche effectuée et l'effort mental associé (Gevins & Smith, 2007). L'effet de cette charge mentale sur le comportement comme sur l'activité électro-encéphalographique a été extensivement documenté dans la littérature. Grâce au paradigme classique de mémorisation d'items et de recherche en mémoire de Sternberg (Sternberg, 1966), il est montré que le temps de réaction des sujets augmente linéairement avec le nombre d'items à mémoriser (Sternberg, 1969 ; Gomarús et al., 2006).

Parallèlement, sur le plan électrophysiologique, plusieurs études montrent une modulation de la puissance spectrale de certaines bandes de fréquence avec le niveau de charge mentale. Ainsi, lors de l'augmentation de la charge mentale, une diminution de la puissance spectrale en alpha (8-14Hz) en centro-pariétal (e.g. Pz) est observée conjointement à une augmentation de la puissance en theta (4-8Hz), voire delta (0-4Hz), en centro-frontal (e.g. Fz) (Schober et al., 1995; Gevins & Smith, 2000 ; Missonier et al., 2006; Gomarús et al., 2006). Plusieurs études montrent également des variations dans la bande de fréquence gamma avec la difficulté de la tâche et le niveau de charge mentale des individus (Koles & Flor-Henry, 1981 ; Dussault et al., 2005 ; Berka et al., 2007 ; Ossandón et al., 2011). De ces variations a découlé la création de plusieurs indices, comme par exemple le ratio de l'activité fronto-centrale en theta et de l'activité pariétale en alpha (Gevins & Smith, 2003 ; Holm et al., 2009).

Concernant les études en potentiels évoqués, celles-ci ont principalement été menées grâce à des tâches concurrentes de détection de cibles. L'amplitude de la composante P300 des cibles serait un indice fiable de l'allocation de ressources en mémoire de travail (Kok, 2001 ; Fu & Parasuraman, 2007). Des études montrent ainsi une diminution d'amplitude de la P300 avec l'augmentation de charge mentale (Naraiti & Gomer, 1981 ; Kok, 2001 ; Holm et al., 2009 ; Schultheis & Jameson, 2004). Outre cette P300, quelques auteurs mettent aussi en évidence une modulation de composantes neuronales plus précoces avec la charge mentale : il s'agit des composantes N1, N2 et P2, qui voient elles aussi leur amplitude diminuer avec l'augmentation de la charge (Allison & Polich, 2008 ; Miller et al., 2011). Enfin, concernant les potentiels évoqués spécifiques des items à rechercher en mémoire, toutes ses composantes de 150 à 800ms seraient diminuées en cas de charge élevée en Cz (Gomarús et al., 2006).

Ces modifications cérébrales s'accompagnent de modifications périphériques. En effet, une augmentation de la complexité de la tâche augmente le rythme cardiaque des sujets (Velman & Gaillard, 1996) et diminue sa variabilité (Hemelius et al., 2009 ; Hoover et al., 2011). D'autre part, certains auteurs rapportent que la fréquence des clignements diminue avec

l'augmentation de la charge (Holland & Tarrow, 1972), tandis que d'autres montrent que celle-ci augmente avec la difficulté de la tâche (Tamaka & Yamaoka, 1993).

Vigilance

Comme le rapportent Oken et collaborateurs (2006), la vigilance se définit de différentes manières selon le champ d'étude et selon les auteurs. Ainsi, les psychologues et certains scientifiques cognitivistes utilisent ce terme pour désigner une capacité à soutenir son attention lors de la réalisation d'une tâche sur une période de temps donnée, et parlent alors de « vigilance decrement » lorsque les performances des sujets diminuent avec le temps passé sur la tâche (« time-on-task effect »). Certains auteurs utilisent d'autres termes que « vigilance », mais avec la même définition opérationnelle. Ainsi on trouve souvent mention de « fatigue mentale » qui fait alors référence à un état survenant lors de la réalisation d'une tâche mentale longue et fatigante exigeant des sujets qu'ils maintiennent leur attention soutenue, comme lors d'une tâche de conduite automobile (Kato et al., 2009 ; Zhao et al., 2012). Cette fatigue mentale joue sur la capacité des sujets à maintenir un niveau d'attention soutenue approprié, donc sur la vigilance (Boksem et al., 2005). On retrouve aussi le terme d'« engagement » pour différencier des états engageant plus ou moins de ressources attentionnelles. Cet engagement est mesuré par les chercheurs grâce à des tâches d'attention soutenue et des comparaisons de mesures en état relaxé vs. en situation de test (Bertka et al., 2007). D'autre part, pour les éthologues et les psychiâtres, le terme vigilance réfère en revanche à l'attention portée à des dangers potentiels. Enfin, pour les neurophysiologistes, ce terme correspond au niveau d'éveil sur un continuum sommeil-veille sans mention d'état cognitif ou comportemental.

Dans la littérature il est aussi difficile de trouver une traduction française constante permettant de distinguer les termes « arousal », « vigilance », « sustained attention » et « tonic alertness ». En général, et en reprenant une distinction faite par Coull (1998), les trois derniers correspondent à l'attention soutenue, ou à l'état d'éveil cognitif alors que le premier, « arousal », relève de l'état d'éveil physiologique. Celui-ci ne doit pas être confondu avec les précédents puisqu'ils sont opérationnellement et fonctionnellement distincts (Sarter et al., 2001). Dans le cadre de ce projet, nous utiliserons le terme vigilance comme référant à un état d'éveil physiologique. Le temps passé sur une tâche dégrade cet état de vigilance en entraînant une hypovigilance couplé à un état de fatigue mentale dans le cas d'une tâche exigeante.

L'état de vigilance peut être mesuré à différents niveaux. Sur le plan comportemental, le temps de réaction des sujets augmente linéairement avec la baisse de vigilance (Mackworth, 1968 ; Gale et al., 1977 ; Sarter et al., 2001 ; Schmidt et al., 2009 ; Kato et al., 2009 ; Zhao et al., 2012), et ce, plus particulièrement pour les cibles recherchées, et non pour les distracteurs (Parasuraman & Davis, 1976). La justesse des réponses chute également quelle que soit la modalité sensorielle impliquée, avec néanmoins, des chutes de performances plus importantes en vision qu'en audition (Szalma et al., 2004). Sur le plan neurophysiologique, un réseau fronto-parieto-thalamique droit semble sous-tendre cette capacité de vigilance (Coull et al., 1996 ; Paus et al., 2008). Une baisse de celle-ci se traduit par une augmentation progressive de l'activité EEG de basse fréquence, (Coull, 1998 ; Klimesch et al., 1999 ; Lal & Craig, 2002 ; Oken et al., 2007 ; Zhao et al., 2012), particulièrement dans les bandes de fréquence alpha les plus basses (Gale et al., 1977) et theta (Paus et al., 1997 ; Boksem et al., 2005 ; Zhao et al., 2012). A ces augmentations s'ajoute une diminution de l'activité haute fréquence (Gale et al., 1977, Coull, 1998 ; Klimesch et al., 1999 ; Lal & Craig, 2002 ; Oken et al., 2007 ; Zhao

et al., 2012). Concernant l'activité EEG évoquée, l'amplitude de la composante P3 diminue avec la baisse de la vigilance (Koelega et al., 1992 ; Murata et al., 2005 ; Oken et al., 2007 ; Schmidt et al., 2009), et certains auteurs avancent que sa latence augmente également (Kato et al., 2009 ; Zhao et al., 2012).

Parallèlement, de nombreuses caractéristiques périphériques sont sensibles aux variations de vigilance. Ainsi, la fréquence des clignements (Lal & Craig, 2002 ; Morris & Miller, 1996 ; Barbato et al., 2007 ; Kanako & Sakamoto, 2001) comme leur durée et leur amplitude augmentent avec la baisse de la vigilance (Morris et al., 1996). L'hypovigilance s'accompagne également d'une diminution du rythme cardiaque (Lal & Craig, 2002 ; Schmidt et al., 2009), et d'une augmentation de sa variabilité (Heffner et al., 2009 ; Zhao et al., 2012).

Attention sélective temporelle

L'attention sélective temporelle est la capacité à détecter et sélectionner spécifiquement un item cible, pertinent pour la tâche (à des fins de traitement approfondi) et à ignorer les items distracteurs (Hillyard et al., 1973), et ce, lorsque tous ces items sont présentés simultanément ou séquentiellement. Cette capacité d'attention sélective à des événements d'importance élevée requérant une action spécifique peut être primordiale en milieu écologique, par exemple en situation de surveillance de systèmes pour un opérateur de centrale nucléaire, ou pour un contrôleur aérien (Fu & Parasuraman, 2007) ou encore en situation de conduite automobile ou de pilotage aérien ou spatial, plus ou moins exigeante et de longue durée. Il nous a donc paru important d'intégrer cet aspect dans notre étude.

Une tâche classiquement utilisée pour étudier cette fonction est la tâche d'oddball. Celle-ci est une tâche de discrimination de deux stimuli qui consiste en la présentation séquentielle de deux types d'items, un item cible, en général rare (présent dans 10 à 20% des essais) et un item distracteur fréquent (80 à 90% des essais) (Fitzgerald & Picton, 1981 ; Squires et al., 1976 ; Friedman et al., 2001 ; Kok, 2001). La tâche des sujets est de compter les items cibles rares, ou bien d'effectuer une réponse spécifique pour ceux-ci. Cette tâche mesure donc un effet d'attention sélective couplé à un traitement de la probabilité d'un item. Le résultat classiquement observé pour cette tâche est une modulation de la composante P300 évoquée en parieto-central et occipital par le traitement des items selon leur fréquence de présentation. En effet, la P300 d'un item cible sera plus ample et plus longue que celle d'un item distracteur, avec une différence d'amplitude d'autant plus importante que l'item cible est rare (Hillyard et al., 1973 ; Courchesne et al., 1978 ; Picton, 1992 ; Kolev et al., 1997 ; Friedman et al., 2001 ; Gomar et al., 2006 ; Fu & Parasuraman, 2007). D'autres composantes neuronales plus précoces sont aussi modifiées par cette attention sélective pour un type d'items, par exemple, une amplitude de la composante N1 auditive plus importante pour les items cibles que pour les items distracteurs au niveau du vertex (Hillyard et al., 1973). Nous pouvons noter que comme pour les fonctions cognitives listées plus avant, les modulations d'amplitudes des composantes ERPs selon le type d'item sont présentes aussi bien en vision qu'en audition (Alho et al., 1997).

Concernant les marqueurs EEG fréquents, le traitement des items rares et fréquents se différencierait au niveau de l'activité évoquée dans les bandes delta, theta et alpha en fronto-central et parieto-central, avec une augmentation de cette activité dans le cas des items rares (Kolev et al., 1997 ; Başar-Eroglu et al., 1992 ; Yordanova & Kolev, 1998 ; Ömiz & Başar, 2009).

Interactions

Interaction charge mentale / vigilance

Peu d'études ont été menées sur l'interaction entre charge mentale et vigilance et celles-ci ne font pas consensus. Sur le plan comportemental, l'état de vigilance n'influencerait pas la charge ressentie quelle que soit la modalité sensorielle testée (Szalma et al., 2004). Pour certains auteurs, une charge élevée en mémoire limiterait la dégradation des performances due à une baisse de vigilance (Mugrove & Hollands, 2000), alors que pour d'autres, elle l'accentuerait (Hollon & Russel, 2011). Sur le plan électro-physiologique, à notre connaissance, une seule étude semble avoir été menée, en potentiels évoqués plus précisément, mais celle-ci ne fait pas état d'interaction entre la difficulté de la tâche (et charge associée) et du temps passé sur celle-ci (Haga et al., 2002).

Interaction charge mentale / attention sélective

Contrairement à l'interaction précédente, celle entre charge en mémoire et attention sélective a déjà été beaucoup étudiée mais la plupart des études manquent encore de consensus. En effet, pour certains auteurs, plus la charge est élevée, plus les sujets sont lents pour répondre et font des erreurs en prenant des distracteurs pour des cibles (Bidel-Caullet et al., 2010 ; Gomanus et al., 2006). Cela s'expliquerait par un contrôle cognitif moins précis en charge élevée en faveur des distracteurs (Kelley & Lavie, 2011). Une étude en IRMF semble conforter cette atténuation de l'inhibition de traitement des items distracteurs avec une activité plus importante pour ces derniers dans les régions spécifiques à l'encodage de la scène quand la charge en mémoire est élevée (Rissman et al., 2009). En revanche, d'autres auteurs observent une amélioration de la détection des cibles attendues (Gil-Gómez de Liaño & Botella, 2011), ou de celles inattendues (de Fockert & Bremner, 2011) en situation de charge élevée.

Concernant les corrélats électro-physiologiques de cette interaction, plusieurs études utilisant des formes d'oddball en tâche secondaire trouvent une modulation des composantes neuronales P1, P2 et P3 associées aux items cibles et distracteurs, en effet leur l'amplitude diminue avec une augmentation de la charge en mémoire (Bidel-Caullet et al., 2010; Pratt et al., 2011; Lv et al., 2010). La diminution d'amplitude de la composante P3 tend vers une atténuation de la différence entre cible et distracteur (Gomanus et al., 2006). Aucune étude ne rapporte d'éventuelle modulation de l'activité EEG fréquente en lien avec l'interaction charge mentale/attention sélective.

Interaction vigilance / attention sélective

Dans le cadre d'un paradigme oddball, les temps de réaction des sujets augmentent avec le temps passé sur la tâche et la fatigue mentale qui en résulte, et ce, tant pour les cibles que pour les distracteurs (Murata et al., 2005). La composante P3 des items cibles comme des items distracteurs diminue avec la durée de la tâche de manière équivalente; ce qui refléterait une forme d'habitation non spécifique. (Lammers & Baida, 1989 ; Rayden & Polich, 1998 ; Pan et al., 2000). Les tâches d'attention, sélective ou non, impliqueraient les cortex frontal et pariétal droits, lesquels se désactiveraient avec la baisse du niveau de vigilance. Cette désactivation serait toutefois moins importante dans le cas d'une tâche d'attention sélective (Coull et al., 1998).

Interaction double

Aucune étude ne semble avoir été effectuée concernant l'interaction entre vigilance, attention sélective et charge mentale. Or il paraît pertinent de chercher à mieux comprendre les

conséquences d'un état d'hypovigilance sur les capacités des individus à détecter des cibles rares selon la charge mentale de travail de ces derniers. .

Interfaces cerveau-machine « passives »

Une interface cerveau-machine (ICM) est un système permettant un échange d'informations entre le cerveau d'un individu et une machine extérieure à celui-ci sans passer par une activité motrice, en utilisant comme entrée l'activité neuronale de la personne (Wolpaw et al., 2002). De par son faible coût, sa haute résolution temporelle, son caractère non-invasif et son utilisabilité sur le terrain, la technique d'électroencéphalographie (EEG) est classiquement utilisée pour ce type d'interfaces. Les ICM ont d'abord été développées dans le but d'apporter un canal de communication à des personnes ne pouvant plus effectuer d'activité motrice telles que celles souffrant de « locked-in » syndrome, ou les personnes tétraplégiques. Les ICM leur donnent la possibilité de contrôler un effecteur grâce à leur propre activité cérébrale (Graimann et al., 2010 ; Wolpaw et al., 2002). On parle alors dans ce cas d'ICM *actives* puisque l'individu va chercher à contrôler volontairement un système (Zander et al., 2010). Depuis peu, de nouveaux systèmes ICM ont fait leur apparition, les ICM *passives* : celles-ci n'utilisent plus une activité cérébrale volontairement dirigée vers le contrôle d'un effecteur, mais utilisent en revanche l'activité cérébrale de l'individu pour enrichir la communication homme-machine de manière implicite (George & Lécuyer, 2010) ou pour servir d'indicateur de son état mental à des fins de contrôle de conditions de sécurité, comme par exemple dans des situations de pilotage ou de conduite automobile (Putze et al., 2010).

Plusieurs auteurs ont cherché à appliquer des techniques d'ICM actives à l'estimation de l'état cognitif en se basant sur des mesures de l'état de vigilance (Berka et al., 2007 ; Shen et al., 2008 ; Holm et al., 2009 ; Johnson et al., 2011 ; Khushaba et al., 2011), ou de charge mentale (Holm et al., 2009 ; Antonenko et al., 2010 ; Kahol et al., 2011 ; Wang et al., 2012 ; Baldwin & Perananda, 2012 ; Christensen et al., 2012). Quelques études ont détaillé des systèmes de monitoring basés sur une batterie de tests incluant une tâche d'attention sélective de type oddball (Morton et al., 1991 ; Holm et al., 2009 ; Wang et al., 2012 ; Christensen et al., 2012). Cependant ces études ne l'utilisent que comme indice pour des mesures de charge mentale et n'effectuent pas de mesures du niveau d'attention sélective. Enfin, aucun système n'a pour l'instant été construit pour effectuer une mesure conjointe de ces trois fonctions, de même qu'aucun système prenant en compte une quelconque interaction n'a été décrit.

Manques & problématique de l'étude

Outre les nombreuses études de l'interaction entre charge mentale et attention sélective, il existe peu d'études concernant les interactions entre vigilance et attention sélective, vigilance et charge mentale, ainsi que l'interaction double entre les trois processus mentaux. Comme vu précédemment, aucune ICM passive développée jusqu'à présent n'intègre de mesure conjointe de ces trois fonctions cognitives. De même, aucun système prenant en compte des modulations des corrélats neuronaux lors d'interactions entre fonctions n'a été décrit à ce jour. Or les systèmes gagneraient en précision et en robustesse s'ils les prenaient en compte. D'autre part, peu d'études ont objectivé des corrélats neuronaux de ces fonctions à travers différentes modalités sensorielles. La majorité des recherches en charge mentale, vigilance et attention a été effectuée en modalité visuelle. Evaluer ces processus dans une autre modalité permettra d'apprécier dans quelle mesure les corrélats électro-physiologiques mis au jour sont

de nature amodale et sont généralisables à une autre modalité sensorielle. Les systèmes gagneraient encore en robustesse s'ils étaient basés sur des corrélats indemnes de toute contamination par des traitements spécifiques à la modalité sensorielle. Enfin, la prise en compte de multiples mesures électro-physiologiques sera un atout indéennable pour améliorer la caractérisation des états cognitifs nous intéressants.

Ainsi, dans le cadre de ce projet couplant une diversité de signaux physiologiques dont l'EEG, nous allons chercher à identifier les signatures électro-physiologiques caractéristiques des états de charges mentales, d'attention sélective et de vigilance et leurs modulations en interaction, et ce, pour deux modalités sensorielles : la vision et l'audition. Pour cela, un nouveau paradigme a été implémenté -appelé SOC (Stenberg and Oddball Combination)- et consiste en une tâche mnésique de type Stenberg couplée ou non à une tâche d'attention sélective de type Oddball ; le niveau de vigilance étant quant à lui manipulé par la durée de l'expérience. Notre projet impliquera des analyses classiques des données physiologiques pour une première sélection des mesures pertinentes suivies de l'application d'algorithmes de classification qui affineront et sélectionneront les variables les plus discriminantes des états étudiés, indépendamment de la modalité et ce, à partir de l'ensemble des données physiologiques prises en compte dans le projet.

II. OBJECTIFS DE L'ETUDE et HYPOTHESES

Objectif principal :

A l'aide d'une diversité de signaux physiologiques, ce projet de recherche a pour objectif général de mettre au jour les signatures électro-physiologiques caractéristiques des états de vigilance, de charge mentale et d'attention sélective temporelle, ainsi que leurs variations en interaction et ce, dans deux modalités sensorielles : la vision et l'audition.

Critère de jugement principal :

Les différents niveaux de charge mentale, d'attention et de vigilance et leurs influences réciproques seront évalués à travers des mesures comportementales (TR, justesse) et une diversité de signaux électro-physiologiques dont l'activité électroencéphalographique et les activités palpébrale, cardiaque et électrodermale.

Les processus neuronaux mis en jeux seront mesurables en termes de :

1) modulation d'amplitude et de latence de potentiels évoqués et de perturbations spectrales évoquées et induites dans certaines bandes de fréquence (delta, alpha, thêta, beta et gamma) pour l'évaluation des niveaux de charge et d'attention

2) modulation de puissance spectrale de l'activité spontanée au cours du temps dans les mêmes bandes de fréquence que précédemment pour l'évaluation du niveau de vigilance. Parallèlement, nous analyserons la fréquence et la durée des clignements oculaires, la fréquence cardiaque, la fréquence, la latence et la durée des réponses électrodermales ainsi

que les variations de l'activité tonique électrodermale ; chacune de ces variables étant sensible aux degrés attentionnels, de charge mentale et de vigilance (Velman & Gaillard, 1996 ; Hennis et al., 2009 ; Hoover et al., 2011 ; Lal & Craig, 2002 ; Morris & Miller, 1996 ; Schmidt et al., 2009 ; Heifer et al., 2009 ; Zhao et al., 2012 ; Barbato et al., 2007).

Objectif secondaire :

L'objectif secondaire de ce projet de recherche sera le développement d'algorithmes de classification robustes permettant de déterminer hors-ligne (off-line), puis en temps réel, l'état de charge mental, d'attention et de vigilance d'un individu, lesquels seront validés lors de tâches plus écologiques, notamment en simulateur de pilotage, dans le cadre d'un autre protocole expérimental.

Hypothèses :

Les attentes de ces études sont des modulations similaires en vision comme en audition, avec :

En comportemental :

- Une détérioration des performances des sujets sur les tâches attentionnelle et mnésique (temps de réaction et justesse) avec le temps passé sur la tâche.
- Une meilleure performance des sujets pour les essais de charge faible par rapport aux essais de charge élevée.
- Une dégradation plus importante des performances en situation d'hypovigilance pour une charge mentale élevée.

En potentiels évoqués :

- Une diminution de l'amplitude de la composante P3 et une augmentation de sa latence avec la baisse de vigilance.
- Une diminution de l'amplitude des composantes N1, P1, N2, P2 et P3 dans des conditions de charge élevée, et ce, d'autant plus que la vigilance est faible.
- Une composante P3 plus ample pour les items cibles que pour les items distracteurs, avec une diminution de cette distinction avec l'augmentation de la charge mentale et la baisse de vigilance.
- Pour une charge mentale élevée, une activité plus faible dans la bande alpha en centro-pariétal, et plus forte dans la bande thêta en fronto-central par rapport à une charge faible.

En activité fréquentielle :

- Une augmentation de l'activité basse fréquence avec la durée de la tâche, avec une diminution conjointe de l'activité haute fréquence.

- Pour les items cibles, une augmentation de l'activité dans la bande de fréquence delta en fronto-central et centro-pariétal pendant 250ms post-stimulus, et une activité plus longue dans les bandes alpha et theta que pour les distracteurs.
- Il est difficile de faire des hypothèses quant aux modulations fréquentielles qui pourraient être observées lors de l'interaction entre les trois processus étudiés puisqu'aucune littérature n'existe à ce sujet. On peut toutefois postuler que, similairement à nos hypothèses en potentiels évoqués, on devrait observer une diminution de la différence entre cibles et distracteurs avec l'augmentation de la charge mentale et la baisse de la vigilance.

Autres mesures électro-physiologiques :

- Activité palpébrale :
 - Une augmentation du taux et de la durée des clignements devrait être observée avec la baisse du niveau de vigilance.
 - Une augmentation du taux de clignements devrait être observée avec l'augmentation de la charge.
- Activité cardiaque :
 - Une diminution du rythme cardiaque (RC) et une augmentation de sa variabilité devraient être observées avec la baisse de la vigilance.
 - Le RC, comme sa variabilité, devraient augmenter avec l'augmentation de la charge mentale. Cette augmentation du RC est susceptible d'être atténuée en hypovigilance. La variabilité cardiaque risque en revanche d'être accentuée.

III. MOYENS

Cette étude s'inscrit dans le cadre d'une thèse réalisée par Raphaëlle Roy au CEA-LETI, LE2S et ayant pour sujet l'« Estimation de paramètres caractéristiques de l'état cognitif d'une personne par électroencéphalographie ». Cette thèse est multidisciplinaire et comporte des études en Neurosciences Cognitives, ainsi que des recherches en Traitement du signal. En effet, celle-ci vise à développer une interface cerveau-machine dite « passive », basée sur l'électroencéphalographie, et qui permettrait de surveiller l'état mental d'un opérateur (pilote, opérateur de central, etc.). C'est pourquoi cette thèse est effectuée à la fois en collaboration avec le Laboratoire de Psychologie et Neurocognition (LPNC) pour les aspects Neurosciences, et le Gipsa-Lab pour les aspects Traitement de l'Information.

Moyens humains et matériels

La faisabilité de ce projet sera assurée pleinement grâce à l'implication effective de titulaires du LE2S (CEA-LETI), GIPSA-lab et LPNC compétents qui assureront entièrement, sur le

plan humain, la mise en place expérimentale, la logistique, le recrutement, le recueil des données, la gestion des cahiers d'observation, le traitement et l'exploitation des données recueillies au cours de cette étude.

- Responsables scientifiques du projet :
 - Stéphane Bonnet, Ingénieur-Chercheur CEA et PhD Traitement de l'Information (LE2S, CEA-LETI)
 - Sylvie Chatonnier, MCF et PhD Traitement de l'Information (Gipsa-Lab)
 - Aurélie Campagne, MCF et PhD Neurosciences Cognitives (LPNC).
- Ingénieur d'étude (CNRS) de la plateforme EEG du CHU Grenoble : Sylvain Harquel
- Doctorante (LE2S, CEA-LETI) : Raphaëlle Roy, M2R Neuro-cognition, Doctorante en Traitement de l'Information

Les différentes publications des membres impliqués du Gipsa-Lab, CEA-LETI et LPNC attestent de l'expertise des équipes aussi bien dans le développement que l'utilisation d'outils EEG, dans leurs applications en neurosciences cognitives, ainsi qu'en traitement de l'information (méthodologie, analyse des signaux, interprétation).

Le Gipsa-Lab et le LPNC appartiennent depuis plusieurs années à la SFR 1 « RMN Biomédicale et Neurosciences ». Ce partenariat leur donne accès facilement aux plateformes de neuro-imagerie recherche gérées par l'IFR 1 sur le site du CHU de Grenoble dont la plateforme EEG recherche (mutualisée). En tant que partenaires de la SFR01, le Gipsa-Lab et le LPNC contribuent financièrement de manière régulière au développement et au fonctionnement de ces plateformes et participent humainement à leur gestion (cas Plateforme EEG – Responsable technique : A. Campagne). Dans le cadre de la plateforme EEG, ce partenariat s'accompagne de réunions de discussion régulières entre les partenaires sur les différents projets de recherche.

A travers toute cette infrastructure, le Gipsa-Lab et le LPNC bénéficient d'un environnement favorable 1) à la mise en œuvre des études en neuroimagerie de qualité et 2) à la mutualisation et à la mutualisation des compétences et des connaissances entre les membres des laboratoires partenaires (CEA-LETI, Gipsa-Lab, LPNC, CHU, experts dans le domaine). En outre, l'absence de difficulté dans l'accessibilité des équipements garantit la réalisation de l'étude dans le temps défini. Les plateformes de neuroimagerie de recherche gérées par la SFR 01 ont la capacité de faire passer jusqu'à 300 sujets par an (voir plus en EEG) et sont sous-utilisées.

Dans ces conditions, la faisabilité du projet sur le plan matériel et humain est pleinement garantie. Il en est de même sur le plan financier.

Moyens financiers

L'ensemble des coûts sera entièrement pris en charge par le GIPSA-lab. Un récapitulatif du budget pour ce projet est disponible dans le document de demande de promotion transmis.

IV. MATERIEL ET METHODES

4.1 Participants

- **Nombre de participants**

Deux expériences seront réalisées dans le cadre de cette étude. Quarante volontaires, sains, droitiers, âgés de 20 à 40 ans seront recrutés, soit 20 par expérience. Un groupe de 15 participants correspond à la taille moyenne minimum des groupes typiquement décrits dans la littérature mondiale dans ce domaine pour une expérience. La considération d'un nombre un peu plus conséquent de sujets permet d'augmenter considérablement le rapport signal sur bruit. De plus, le risque d'arrêt prématuré de l'expérimentation en cours par le participant ou le risque d'avoir des données d'EEG inexploitable (artéfacts de mouvement de la tête dans les données par exemple) sont largement envisageables. Pour ces raisons, plusieurs sujets peuvent être exclus de l'analyse. C'est pourquoi monter à 20 sujets pour chaque expérience nous permettra de nous assurer au moins 15 échantillons de données exploitables.

- **Recrutement**

Les participants seront des volontaires sains, sélectionnés après entretien (bilan d'inclusion) et examen médical. Les résultats des examens seront communiqués aux volontaires préalablement à l'expression de leur consentement, directement ou par l'intermédiaire du médecin de leur choix (cf. article L1121-11 ^{3ème} alinéa). Le recrutement sera effectué par le biais d'annonces affichées et publiées et de listes de diffusion auprès des universités de Grenoble et des laboratoires appartenant à ces universités et auprès de la population générale. Les volontaires seront informés de l'expérimentation (et des risques associés le cas échéant) par téléphone et par courrier électronique ou postal (selon les possibilités) lors de leur candidature. Avant la signature de leur consentement, les volontaires bénéficieront d'un délai de réflexion jusqu'à la date d'expérimentation prévue et définie après un premier accord oral donné dans la semaine qui suit l'information, soit un délai de réflexion d'1 semaine à 3 semaines (selon la date qui convient au volontaire).

- **Critères d'inclusion**

- Consentement éclairé signé
- Examen médical effectué avant la participation à la recherche
- Age compris entre 20 et 40 ans
- Droitier
- Niveau d'étude Bac minimum
- Obligation d'affiliation à la sécurité sociale
- Vision normale ou corrigée à la normale
- Audition normale ou corrigée à la normale

- **Critères de non-inclusion**

- Sujet inclus dans une expérimentation clinique et/ou thérapeutique en cours
- Trouble important de l'audition et de la vision
- Pathologies neurologiques ou neuropsychiatriques passées ou actuelles
- Traitement médicamenteux susceptible de moduler l'activité cérébrale : benzodiazépine, antidépresseurs, neuroleptiques, lithium, etc.
- Femmes enceintes, parturientes, mère qui allaite

- Toutes les autres catégories de personnes protégées

- **Critères d'exclusion**

- Ingestion d'alcool

Les critères de recrutement sont définis de sorte à maximiser les possibilités de recrutement dans le respect de la protection des personnes tout en contrôlant certains facteurs susceptibles de biaiser les résultats.

- **Sommeil des participants**

Afin d'éviter des effets liés à une privation de sommeil sur le niveau de vigilance, nous demanderons aux participants de dormir une quantité habituelle (normale) d'heures et au période habituelle durant les 2 nuits précédents le jour de l'expérience ; quantités et moment que les participants devront nous communiquer le jour de l'expérimentation². La durée et les heures habituelles de sommeil seront demandées au préalable de la consigne. La durée et les heures de sommeil nous renseignent sur la dette et pression de sommeil (temps écoulé depuis le réveil) respectivement et permettront d'affiner nos analyses (à défaut de pouvoir les contrôler totalement).

- **Indemnités et droits des participants**

A la fin de l'étude, chaque participant recevra une indemnité de 80 euros. En cas d'arrêt prématuré de l'étude suite à un problème technique ou suite à la demande du participant, ce dernier recevra une indemnité au prorata du temps écoulé.

Les procédures habituelles excluant une quelconque pression telle enseignant-étudiant ou un quelconque conflit d'intérêt seront appliquées : recrutement et réalisation de l'expérimentation par des personnes du projet sans lien d'autorité avec les participants, respect de l'anonymat des participants à tous les stades de l'étude (du recrutement à l'analyse et stockage des données), etc.

Les participants auront le droit d'être informés de leurs résultats. Par ailleurs, les données brutes et les résultats obtenus pourront être consultés à tout moment par le promoteur ou son représentant.

Compte tenu de l'objectif de la recherche, des procédures d'investigation, aucun comité de surveillance n'est nécessaire dans ce projet.

4.2. Expérimentation

- **Durée de participation et procédure générale de l'étude**

La durée totale de participation d'un volontaire sera de 3h environ (10min. de visite de pré-inclusion, 40 min. de pose et vérification des électrodes d'enregistrement, 5min. d'entraînement aux tâches, 1h30 d'expérimentation, et 30min de pauses au cours de celle-ci).

² En raison de leur coût, nous ne disposons pas d'actimètres pour estimer et vérifier la durée et le moment de sommeil de nos participants.

Chaque volontaire sera informé de l'étude par une notice d'information (cf. notice d'information) et pourra poser autant de questions que souhaité à l'investigateur principal et aux responsables scientifiques. S'il est d'accord pour participer, il signera un formulaire de consentement. Chaque volontaire effectuera une visite de pré-inclusion de 10 minutes environ comprenant un entretien médical de 5 minutes avec l'investigateur principal du CHU Grenoble. Une fois cette étape validée, chaque participant sera amené et installé à l'intérieur du box expérimental de la plateforme EEG. Dans un premier temps, il sera équipé d'un casque d'enregistrement EEG de 64 voies, de 4 électrodes d'électro-oculographie (EOG), ainsi que d'un système d'enregistrement de la conductance électrodermale (AED) et de l'activité électrocardiographique (ECG). La pose et la vérification de la qualité des données d'acquisition seront réalisées sur une durée de 40 minutes maximum. Le participant réalisera ensuite un entraînement aux tâches réalisées sur une durée totale de 5 minutes. Enfin, il effectuera l'expérience en EEG d'une durée totale d'environ 1h30 hors pauses. Cette expérience sera en effet entrecoupée de pauses, qui formeront un total de 30 minutes au maximum. A l'issue de l'étude, le participant sera déséquipé et pourra se laver les cheveux.

• Acquisition des données

Lieu d'acquisition

L'expérimentation aura lieu à l'hôpital A. Michallon de Grenoble sur la plateforme EEG recherche dans le service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (EFSN) dirigé par le Dr Laurent Vercueil (Neurologue, CHU Grenoble), investigateur principal de cette étude. Les participants seront assis confortablement dans un fauteuil face à un écran d'ordinateur en lien avec le poste de contrôle de l'expérimentateur, et seront installés dans un box expérimental plongé dans une semi-obscureté.

Appareillage et acquisition

Système de stimulation

Pour chacune des expériences, le participant sera assis à 60 cm d'un écran d'ordinateur de 21 pouces lequel aura une résolution de 1024 * 768 pixels et un taux de rafraîchissement de 75 Hz. Dans le cas de l'étude en audition, un casque audio de marque Sennheiser et de modèle HD 280 Pro, SPE001, ainsi qu'un sonomètre numérique de marque Volcraft et de modèle SL-50 seront aussi utilisés.

Signaux physiologiques

L'électroencéphalographie (EEG) est une mesure directe et en temps réel de l'activité électrique des neurones. Par sa haute résolution temporelle, elle permet une mesure du découps temporel du traitement neuronal de l'information et renseigne sur les coopérations dynamiques (interactions) qui s'établissent entre les populations neuronales de différentes structures impliquées dans tel ou tel processus cérébral et tel mécanisme de régulation pour un processus donné. Il n'existe aucun risque connu à cette méthode de recherche et ne présente aucune contre-indication. De plus, l'EEG est utilisé de manière routinière en médecine dans un but de diagnostic chez l'adulte. L'activité EEG du participant sera enregistrée en continu pendant toute la durée de la séquence expérimentale à l'aide d'un casque EEG BrainCap™ de 64 électrodes actives (produit de la société Brain Products GmbH, agréé CE recherche et

médical) positionnées selon le système 5% (système 10/20 amélioré). Les électrodes de référence et de masse (électrodes actives du BrainCap) seront positionnées respectivement sur la mastoïde A1 ou A2 et l'omoplate droite. Chacune des électrodes sera remplie d'une pâte conductrice. Afin de garantir un rapport signal/bruit optimum, les sujets auront les cheveux secs, lavés du jour même de l'expérience (au shampooing) et sans gel ni autre produit appliqué sur le cuir chevelu. Avant la séance expérimentale, l'impédance des électrodes EEG et la qualité des signaux seront contrôlées et améliorées si nécessaire; la valeur d'impédance idéalement recherchée est de 5 kΩ maximum.

Parallèlement à cette activité EEG, l'activité électro-oculographique (EOG) sera enregistrée pendant toute la durée de la séquence expérimentale à l'aide de quatre électrodes d'Ag/AgCl remplies de pâte conductrice (électrodes de la société Brain Products). Deux d'entre elles seront positionnées à la commissure de part et d'autre des yeux pour enregistrer les mouvements horizontaux (EOG horizontal); les deux autres seront situées dans l'axe vertical de part et d'autre de l'œil gauche (sub- et sous-orbitaire) pour la mesure des mouvements verticaux et palpébraux (EOG vertical). L'activité oculaire est une source de bruit sur le signal EEG. Il est donc indispensable de la mesurer pour l'éliminer. De plus, l'activité palpébrale constitue un bon indicateur de l'état d'éveil de l'individu (Lal & Craig, 2002 ; Morris & Miller, 1996 ; Barbato et al., 2007 ; Kanako & Sakamoto, 2001 ; Morris et al., 1996) et est sensible au niveau de charge mentale (Tamaka & Yamaoka, 1993). Cette sensibilité de l'activité palpébrale justifie donc son utilisation dans notre étude.

La conductance électrodermale sera également enregistrée en continu à l'aide du module EDA de la société BrainProduct (utilisant un voltage constant de 0,5V) et par l'intermédiaire de deux électrodes d'Ag-AgCl remplies de gel conducteur (TD-246, Becker Médic) et positionnées sur la phalange médiane de l'index et du majeur de la main non dominante (main gauche ici). L'activité électrodermale reflète l'activité sympathique des glandes sudoripares du type endocrine sous contrôle du système nerveux central. Comme pour l'activité palpébrale, celle-ci constitue un bon indicateur de l'état d'éveil de l'individu (Dementienko et al., 1999) et est sensible aux composantes attentionnelles liées aux stimulations (Prokasy, 1973). Cette sensibilité de l'activité électrodermale justifie aussi son utilisation dans notre étude.

Une mesure de l'activité cardiaque complètera les données palpébrales et électrodermales acquises via l'utilisation de deux électrodes d'Ag-AgCl positionnées de part et d'autre du cœur.

L'ensemble des données électro-physiologiques sera amplifié à l'aide du système d'acquisition BrainAmp™ (Brain Products, Inc.) avec une fréquence d'échantillonnage de 500 Hz, une résolution de 0,1 µV et une constante de temps de 10s. Les signaux EEG, EOG, ECG et EDA recueillis seront synchronisés en temps réel.

Données subjectives et comportementales

L'état d'éveil subjectif du participant sera évalué avant et après l'expérience à l'aide de l'échelle KSS (Karolinska Sleepiness Scale). Les temps de réaction des sujets et leur pourcentage de réponses correctes seront également mesurés.

• Protocoles expérimentaux

Etude 1) Etude en vision

Procédure

Afin d'étudier conjointement les variations de niveau de vigilance, d'attention et de charge mentale, un protocole expérimental alternant deux tâches a été créé. Chacune de ces 2 tâches, présentées ci-après, sera réalisée le matin chez tous les participants afin d'éviter un possible effet du moment de la journée sur le niveau de vigilance. 1) La tâche, dite SOC (Sternberg and Oddball Combination), consiste en un nouveau paradigme associant une tâche mnésique de Sternberg (Sternberg, 1966) modulant la charge mentale, et une tâche d'attention sélective de type « oddball » modifié (Fitzgerald & Picton, 1981). A chaque essai, le participant doit mémoriser une liste séquentielle de chiffres présentés visuellement puis réaliser une reconnaissance d'item en précisant si l'item test affiché était présent ou non dans la liste présentée (50% des cas). De plus, en vue d'évaluer l'influence de la charge sur l'attention sélective, la tâche de reconnaissance est précédée par une tâche de détection d'un item cible « triangle » (▼) - parmi 3 distracteurs – « carré » (■), « rond » (●) et « losange » (◆). La cible est identifiée par une réponse clavier spécifique, les 3 autres items conduisent, quant à eux, à une même réponse clavier distincte de celle associée à la cible. Ainsi il y a une proportion de réponses sélectives à la cible d'1/4, versus ¾ de réponses non spécifiques. Les 4 items sont présentés dans une même proportion (25%) afin d'éviter tout effet de probabilité de présentation des items.

Il est à noter que le paradigme d'attention sélective utilisé ici se distingue de ceux rapportés par la littérature. La plupart des tâches classiques d'attention sélective de type oddball (Cf. introduction) complètent une tâche de réponse sélective à une tâche de détection implicite ou explicite d'une cible rare par sa probabilité de présentation, les participants ne répondant que lors de l'apparition de cette cible (dans une probabilité égale à celle de la cible). Dans le cadre de ce projet, nous avons fait le choix de ne mesurer que l'attention sélective et d'éviter ces effets de probabilité de présentation. Ainsi, nous avons induit une attention sélective en jouant exclusivement sur la probabilité de réponse sélective par la considération de 3 items distracteurs. L'inclusion de ceux-ci conduit les sujets à effectuer une action distincte de celle associée à la cible, mais identique pour les 3 items. Ce paradigme a l'avantage de faire effectuer une réponse motrice pour tous les items, évitant ainsi toute distinction physiologique liée à celle-ci. En outre, l'utilisation de plusieurs distracteurs menant à une même action nous place dans une configuration d'attention diffuse qui nous permettra d'effectuer une analyse à part entière de l'organisation attentionnelle en comparant configuration d'attention sélective et configuration d'attention diffuse.

En outre, notre paradigme joue sur l'attention sélective temporelle à grande échelle. En effet, comparativement aux études classiques dans lesquelles les items sont espacés de quelques centaines de millisecondes, nos items sont ici espacés de quelques secondes pour permettre d'effectuer notre tâche mnésique et d'évaluer les interactions possibles entre charge mentale et attention sélective.

Dans ce paradigme SOC (figure 1), chaque essai débute par une croix de fixation centrale de durée variable de 700 à 900ms suivie de la présentation séquentielle des chiffres de la liste à mémoriser et d'une nouvelle croix de fixation de 800 ms. Deux niveaux de charge sont testés aléatoirement : une liste de 2 ou de 6 chiffres entre 0 et 9 (en noir sur fond gris, de 2 degrés

d'angle visuel), présentés chacun pendant 450 ms et séparés par un intervalle de 250ms. L'item de détection apparaît ensuite pendant 1200ms, période durant laquelle le sujet répond de manière spécifique pour l'item cible « triangle » par un appui bouton bien distinct de celui utilisé pour les 3 autres items, « carré », « rond » et « losange ». L'essai se finalise par la tâche de reconnaissance de l'item test, présenté pendant 1200ms. Un intervalle fixe de 500 ms sépare les essais. La durée totale moyenne d'un essai est de 7,3 secondes.

2) La 2^{ème} tâche, dite contrôle (TC), reproduit la tâche test dans sa structure mais n'inclut pas de tâche de réponse sélective ; le participant répond de manière indifférenciée à l'item de détection (même réponse quelle que soit la nature de l'item). Dans cette TC, le participant réalise donc uniquement la tâche mnésique. Il faut noter que la tâche test SOC place le participant dans une configuration de double tâche induisant potentiellement une variation de l'état attentionnel initial. Ceci est susceptible d'influencer la réalisation de la tâche mnésique. De la même manière, la configuration d'attention diffuse permise par l'utilisation de plusieurs distracteurs dans la tâche test n'est pas exemptée d'une influence éventuelle de la tâche d'attention sélective. Tout ceci justifie donc la réalisation de la tâche contrôle décrite ci-dessus.

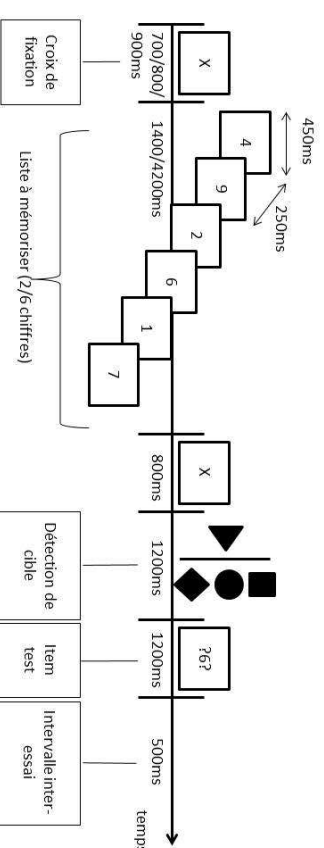


Figure 1 : Structure des essais de l'étude 1 en vision, avec nature et durée des stimuli
Dans le cas de la tâche test, l'item de détection attend une réponse spécifique pour l'item cible triangle, mais une réponse identique pour les 3 autres items. Dans le cas de la tâche contrôle, l'item de détection attend une réponse indifférenciée quel que soit l'item.

Comme l'illustre la figure 2, les sujets réaliseront 2x2 blocs de tâche SOC qui comprennent chacun 144 essais par niveau de charge (au nombre de 2) dont 25% contiennent un item de détection « cible » (triangle, n=18) et 75% un item « distracteur » (carré, rond et losange dans les mêmes proportions, n=3*18=54) soit un total de 144 essais par bloc (17,6 minutes) et de 576 essais sur le protocole entier. Deux blocs de tâche contrôle intercalés entre les 2 premiers et 2 derniers blocs de tâche SOC seront réalisés et comprendront chacun 40 essais par niveau de charge (au nombre de 2) soit un total de 80 essais par bloc (9,7 minutes) et de 160 essais sur le protocole entier. Dans cette tâche, les items de détection qui sont à ignorer respectent le même rapport de proportion que celui de la tâche test.

La répétition et la répartition des blocs sont faites de sorte à augmenter le temps passé sur la tâche afin de pouvoir étudier l'influence de la dégradation des performances des capacités mnésiques et attentionnelles due à la baisse de l'état de vigilance du participant dans les TT et TC (cf. figure 2). Deux niveaux d'analyse seront considérés : les 2 premiers blocs « SOC » versus les 2 derniers et le 1^{er} bloc « contrôle » versus 2^{ème} bloc.

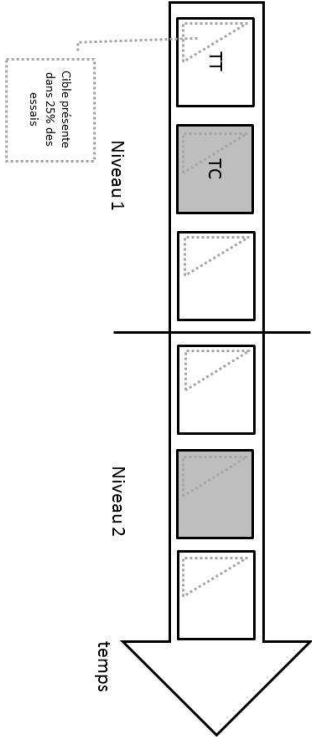


Figure 2- Structure générale du Protocole

Deux niveaux de vigilance, deux types de tâches (test -TT- et contrôle –TC-. Seuls 25% des essais contiennent un item cible.

Au total sur l'ensemble des blocs, les sujets effectueront 720 essais de 7.3s pour une durée totale de 1h31. Avant le début de l'expérimentation, chaque sujet effectuera un entraînement d'une durée de 5 minutes au cours duquel il effectuera 12 essais de chaque tâche. Les blocs d'essais seront entrecoupés de pauses, dont la somme correspondra à 30 minutes au total.

Pertinence de la tâche

Quelques études récentes présentent un protocole intégrant une tâche attentionnelle à l'intérieur d'une tâche mnésique, entre l'encodage des items et la recherche en mémoire de l'item test (Gomarus et al., 2006 ; Lv et al., 2010 ; Bider-Cauler et al., 2010 ; de Fockert et al., 2011 ; Gil-Gómez de Liaño & Botella, 2011). Toutefois ces études n'ont pas mesuré les effets de la vigilance, n'ont pas toutes intégré des mesures électro-physiologiques, et la plupart présentent simultanément les items à mémoriser, ne prenant donc pas en compte l'existence de variations interindividuelles d'empan visuo-spatial. L'étude de Gomarus et collaborateurs (2006) ne dissocie pas non plus les items de la tâche attentionnelle de ceux de la recherche en mémoire. Ceci peut poser problème lors des analyses en potentiels évoqués puisque les analyses confondent alors la détection de cible de la tâche attentionnelles et la recherche en mémoire lors du processus de reconnaissance. Comme détaillé précédemment, le paradigme expérimental utilisé pour ces études présentera les items à mémoriser séquentiellement pour éviter la mise en place de stratégies de groupement et les effets de variations interindividuelles d'empan visuo-spatial, et dissociera les processus de détection de cible de ceux de recherche en mémoire grâce à des items distincts.

Etude 2) Etude en audition

L'étude 2 suit un protocole équivalent à celui de l'étude 1, mais dans la modalité auditive et non visuelle. En effet, la structure de son protocole est identique à celle-ci de l'étude 1, de même que la structure des essais et leur nombre. Les seules différences entre ces deux études sont donc la nature des stimuli utilisés. Comme pour l'étude 1, les tâches seront réalisées le matin chez tous les participants afin d'éviter un possible effet du moment de la journée sur le niveau de vigilance.

Matériel

En audition, les items de la liste à mémoriser présentés séquentiellement et l'item test correspondent à des chiffres de 0 à 9 prononcés et enregistrés sous forme de fichiers sons au format .wav. Ces fichiers sons sont égalisés en amplitude. Quant aux items de détection, ceux-ci consistent en des sons purs, un de 1600Hz pour l'item cible, et trois sons de fréquence plus basse pour les distracteurs (1200, 800 et 400Hz). En plus de ces stimuli auditifs, des stimuli visuels sont utilisés en parallèle afin de mieux gérer l'interface avec le sujet. Ainsi des croix de fixations et des points d'interrogation de même format que décrit précédemment sont aussi utilisés.

Procédure

La procédure et structure des essais du protocole de l'étude 2 sont identiques à celles de l'étude 1, mais est effectuée dans la modalité auditive. En effet, l'utilisation de stimuli auditifs nous permettra de déterminer les corrélats de nos fonctions d'intérêt indépendamment de la modalité sensorielle impliquée. Toutefois, une présentation visuelle délimitant l'essai est effectuée parallèlement, dans le but d'indiquer aux sujets à quel moment ils doivent répondre concernant l'item test, et quand l'essai est fini, afin de favoriser les clignements oculaires dans les périodes inter-essais. Comme l'illustre la figure 3, une croix de fixation reste à l'écran jusqu'à ce que l'item test soit présenté. A cet instant-là, des points d'interrogation viennent encadrer la croix de fixation. La croix disparaît ensuite pendant l'intervalle inter-essai.

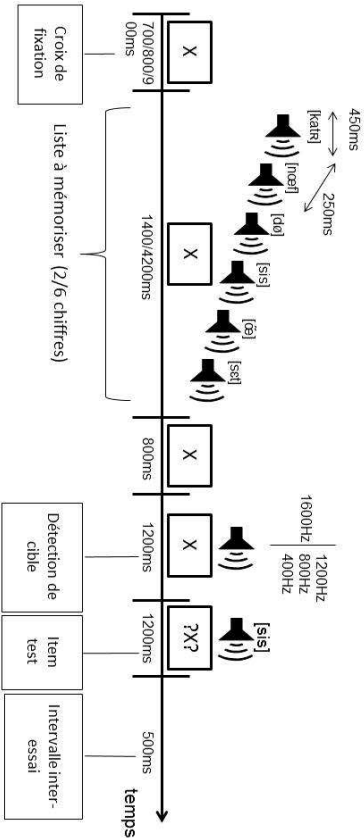


Figure 3- Structure des essais de l'étude 2 en audition, avec nature et durée des stimuli

Dans le cas de la tâche test, l'item de détection attention une réponse spécifique pour l'item cible triangle, mais une réponse identique pour les 3 autres items. Dans le cas de la tâche contrôle, l'item de détection attend une réponse indifférenciée quel que soit l'item.

- **Traitement et analyse des données comportementales**

Le traitement des données comportementales sera effectué par moyennage sur les conditions, par sujet, et par analyses de variance (ANOVA) grâce au logiciel Statistica. Les analyses seront effectuées à la fois sur les temps de réaction des sujets, ainsi que sur la justesse de leurs réponses.

- **Traitement et analyses des données EEG**

Le traitement des données EEG sera réalisé en utilisant différents programmes Matlab implémentés au LE2S (CEA-LETI). Il comprendra un prétraitement classique des données EEG : filtrage fréquentiel, segmentation des données, élimination des essais artefactés par des signaux non cérébraux d'origine physiologique -- activités oculaires et palpébrales, activités musculaires et cardiaques, et d'origine extra-physiologique -- mouvements de câbles (liés aux mouvements éventuels de la tête), secteur, etc..

Ce prétraitement sera suivi de deux types d'analyses différentes selon la fonction étudiée :

- 1) une analyse classique en potentiels évoqués
- 2) une analyse temps-fréquence de la puissance spectrale du signal EEG

Les analyses réalisées pour étudier chaque fonction cognitive sont les suivantes (études 1 & 2) :

Effets simples :

- ❖ **Charge en mémoire** : analyse de la puissance spectrale du signal sur la 2^{ème} croix de fixation en entier (800ms) de la tâche contrôle du niveau de vigilance 1.

- ❖ **Attention sélective/diffuse** : sur les blocs de tâche SOC de niveau de vigilance 1, analyses temps-fréquence et potentiels évoqués pour l'item de détection (cible vs. distracteurs), du début de l'affichage de l'item jusqu'à 1200ms post-item. Une comparaison contrôle sera faite également sur l'attention diffuse dans le contexte de la tâche SOC et contrôle.

- ❖ **Temps passé sur la tâche (Vigilance)** : analyse globale de la puissance spectrale avec l'augmentation du temps passé sur la tâche, moyennée pour chaque niveau de vigilance.

Effets d'interaction :

- ❖ **Charge x vigilance** : analyse de la puissance spectrale du signal sur la 2^{ème} croix de fixation (800ms) de la tâche contrôle en comparant niveau de vigilance 1 et 2. L'effet

d'interaction inverse -- effet de la charge sur niveau de vigilance -- n° a pas de sens ici car les 2 charges sont présentées de manière aléatoire dans un même bloc.

- ❖ **Charge x attention sélective** : analyse identique à celle de l'effet simple de l'attention sélective, avec une comparaison en fonction du niveau de charge des essais. L'effet d'interaction inverse sera également évalué, en analysant l'influence du contexte de tâche d'attention sélective (SOC) vs diffuse (TC) sur l'effet simple lié à la charge.

- ❖ **Vigilance x attention sélective** : analyse identique à celle de l'effet simple d'attention sélective, avec une comparaison en fonction du niveau de vigilance. L'effet d'interaction inverse sera également estimé, en analysant l'influence du contexte de tâche d'attention sélective (SOC) vs diffuse (TC) sur l'effet simple lié au temps passé sur la tâche.

- ❖ **Double interaction : Charge x Attention sélective x Vigilance**

Analyse PE

Pour l'étude du niveau de traitement de l'item de détection, une analyse en potentiels évoqués sera réalisée. Les données EEG prétraitées et segmentées pour chaque essai seront moyennées à travers les essais pour chaque condition expérimentale. A l'aide d'une ACP spatiale et temporelle, les électrodes et les paramètres de mesure (amplitude et latence des ondes évoquées) attestant d'une différence entre nos conditions seront identifiés sur la base des données moyennées sur l'ensemble des sujets. Les électrodes voisines affichant les mêmes variations de signal seront combinées pour former des régions d'intérêt (ROI) et éviter ainsi une perte de puissance statistique. Pour chacune de ces ondes évoquées, après vérification des conditions d'application des tests paramétriques (test de normalité et de sphéricité), les différences d'amplitude et de latence entre nos conditions expérimentales seront évaluées statistiquement à l'aide d'une analyse de variance multi-variée avec mesures répétées (MANOVA) pour les différentes conditions expérimentales de chaque protocole et pour les différentes régions cérébrales d'intérêt (ROI) définies avec une probabilité d'erreur de 0,05. Du fait des comparaisons multiples, des méthodes de correction et de validation statistiques seront appliquées (ex: correction de Bonferroni).

Analyse spectrale

Plusieurs analyses de puissance spectrale seront réalisées dans le cadre de cette étude. Une transformation temps-fréquence par ondelettes sera appliquée au signal EEG de chaque essai segmenté et pour chaque électrode EEG en utilisant les ondelettes complexes de Morlet afin d'estimer la puissance spectrale du signal à chaque échantillon de temps et à chaque fréquence entre 0,5 et 49 Hz (de la bande de fréquence delta 0,5-4 Hz aux bandes de fréquences gamma >30Hz). La méthode des ondelettes permet un bon compromis sur le plan de la résolution temporelle et fréquentielle, avec une résolution fréquentielle plus précise aux plus basses fréquences et une meilleure résolution temporelle aux plus hautes fréquences. Les données transformées en temps-fréquence seront ensuite moyennées à travers les essais pour chaque condition expérimentale et pour chaque participant. Cette approche nous permettra de mettre en évidence les réponses évoquées et les réponses induites. A l'aide d'une ACP spatiale et temporelle, les électrodes, les activités spectrales et leurs paramètres (fréquences, amplitude, latence) attestant d'une différence entre nos conditions seront identifiés sur la base des données moyennées sur l'ensemble des sujets. Les électrodes voisines affichant les mêmes variations de signal seront combinées pour former des régions d'intérêt (ROI) et éviter

ainsi une perte de puissance statistique. Les données de puissance spectrale du signal EEG, définie à chaque échantillon de temps et à chaque fréquence seront transformées sur une base logarithmique afin de normaliser leur distribution et nous permettre d'utiliser des tests paramétriques standards (MANOVA) pour évaluer la signification statistique des effets observés avec une probabilité d'erreur de 0.05. Une vérification des conditions d'application de ces tests paramétriques (test de normalité et de sphéricité) sera effectuée au préalable. Du fait des comparaisons multiples, des méthodes de correction et de validation statistiques seront également appliquées (ex: correction de Bonferroni).

Méthodes de classification

Les méthodes de classification sont des outils statistiques qui peuvent être entraînés à estimer une variable qualitative, la « classe » (l'état mental), d'un set de variables quantitatives à savoir ici les signaux multi-variés d'EEG. Le principe général de celles-ci est d'entraîner un algorithme sur des données dont nous connaissons la classe (base d'apprentissage), afin que celui-ci trouve les paramètres permettant de discriminer au mieux les classes considérées. Puis, une fois l'apprentissage effectué, on utilise ces algorithmes et les paramètres trouvés pour déterminer la classe d'un signal test non appris (base de test). Lorsque l'on utilise 9 portions du signal sur 10 comme base d'apprentissage, et 1 portion sur 10 comme base de test, et que les portions sont perméutées lors de 10 utilisations de l'algorithme successives, on parle de validation croisée à 10 parties (cf. figure 4 ; Barachant, 2012).

On évalue la performance de l'algorithme en vérifiant la bonne attribution des échantillons tests (cf. Figure 5 ; Barachant, 2012). L'étape d'apprentissage permet de déterminer le pouvoir discriminant de la combinaison de plusieurs variables par rapport aux méthodes classiques d'analyse univariée. En considérant l'ensemble des signaux (e.g. EEG, EOG, ECG, AED) et des composants neuronaux simultanément (e.g. PE, puissance spectrale), les classificateurs peuvent sélectionner ceux et celles ayant le meilleur pouvoir discriminant de l'état mental étudié et les regrouper en un indice composite à fort pouvoir prédictif (Besserve et al., 2008). Cette classification peut se faire en ligne ou bien hors ligne. Il s'agit d'une analyse qui est effectuée essai par essai. Plusieurs algorithmes de classification de données classiquement utilisés pour développer des ICM basées sur l'EEG seront testés sur ces données (pour des revues cf. Bashashati et al., 2007 ; Lotte et al., 2007). Nous utiliserons par exemple l'analyse discriminante linéaire de Fischer (FLDA), des méthodes de classification bayésienne, ainsi que des méthodes de type Séparation à Vaste Marge (SVM).

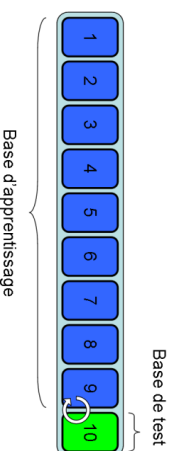


Figure 1 - Segmentation des essais en une base d'apprentissage et une base de test
Validation croisée à 10 portions : 9 portions sur 10 correspondent à la base d'apprentissage, 1 sur 10 à la base de test. On permue l'attribution des portions lors des 10 entraînements et tests du classifieur.

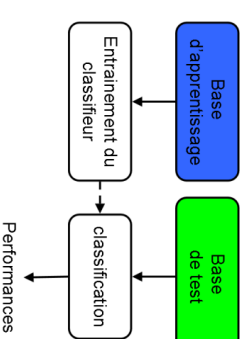


Figure 2- Processus d'entraînement et de test des algorithmes de classification

• Traitement des données palpébrales, cardiaques et électrodermales

Après élimination des essais artéfactés, la fréquence et la durée des clignements seront mesurés et analysés sur les mêmes périodes et selon les mêmes procédures statistiques que les données EEG, en fonction des conditions expérimentales et des interactions étudiées. Il en sera de même pour la fréquence cardiaque, l'amplitude du niveau d'activité électrodermale, et son décours temporel.

V. Bénéfices et Risques prévisibles et connus

Il n'existe aucun bénéfice direct concernant cette étude. Il n'existe aucun risque connu à cette méthode de recherche. De plus l'EEG est utilisé de manière routinière en médecine dans un but de diagnostic chez l'adulte.

VI. Vigilance/ Arrêt prématuré de l'étude

6.1. Définitions

• Événement indésirable (EVI)

Toute manifestation nocive survenant chez une personne qui se prête à une recherche biomédicale que cette manifestation soit liée ou non à la recherche ou au(x) médicament(s) expérimental(aux), aux dispositifs médicaux, aux produits sanguins labiles, produits du corps humains utilisés à des fins thérapeutiques, produits de thérapie cellulaire, produits cosmétiques ou de tatouage sur le(s)quel(s) porte cette recherche.

• Événement indésirable grave (EVIg)

Un événement indésirable grave est un événement :
- dont l'évolution est fatale,
- ou qui met en danger la vie de la personne qui se prête à la recherche,

- ou qui entraîne une incapacité ou un handicap important ou durable,
- ou qui provoque une hospitalisation ou une prolongation d'hospitalisation
- ou qui a pour conséquence une anomalie ou une malformation congénitale
- ou tout autre événement ne répondant pas aux qualifications énumérées ci-dessus, mais pouvant être considéré comme « potentiellement grave » notamment certaines anomalies biologiques
- ou événement médicalement pertinent selon le jugement de l'investigateur
- ou encore un événement nécessitant une intervention médicale pour prévenir l'évolution vers un des états précités.

Certaines circonstances nécessitant une hospitalisation ne relèvent pas du critère de gravité « hospitalisation/prolongation d'hospitalisation » comme :

- admission pour raisons sociales ou administratives
- hospitalisation prédéfinie par le protocole
- hospitalisation pour traitement médical ou chirurgical programmé avant la recherche
- passage en hôpital de jour.

- **Effet indésirable d'un dispositif médical ou d'un dispositif médical de diagnostic in vitro**

Toute réaction nocive et non désirée à un dispositif médical ou tout incident qui aurait pu entraîner cette réaction si une action appropriée n'avait pas été effectuée, chez une personne qui se prête à la recherche ou chez l'utilisateur du dispositif médical ou tout effet lié à une défaillance ou une altération d'un dispositif médical de diagnostic in vitro et néfaste pour la santé d'une personne qui se prête à la recherche.

- **Effet indésirable grave (EIG)**

Événement indésirable grave imputable au produit de la recherche

- **Effet indésirable inattendu**

Tout effet indésirable du médicament expérimental ou du dispositif médical ou de tout autre produit expérimental dont la nature, la sévérité ou l'évolution ne concorde pas avec les informations disponibles.

- **Imputabilité**

Relation entre l'événement indésirable et le dispositif médical utilisé dans l'étude. L'EVI lié à ce dispositif deviendra un EI en fonction de certains facteurs à prendre en compte pour la détermination de l'imputabilité : facteurs chronologiques, sémiologiques.

- **Intensité**

L'intensité des événements indésirables est évaluée par l'investigateur soit en s'aidant d'une échelle de graduation des événements indésirables annexée au protocole (exemple :

classification NCI-CTC pour les essais en cancérologie) soit en s'aidant de la classification suivante :

- léger de grade 1 : événement indésirable généralement transitoire et sans retentissement sur les activités normales
- modéré de grade 2 : événement indésirable suffisamment gênant pour retentir sur les activités normales
- sévère de grade 3 : événement indésirable modifiant considérablement le cours normal des activités du patient, ou invalidant, ou constituant une menace pour la vie du patient.

6.2. Responsabilités

- **Responsabilités de l'Investigateur**

L'investigateur doit pour chaque événement indésirable :

- notifier dans les plus brefs délais tous les EIG survenus dans l'essai à l'aide du formulaire de déclaration (fiche CRPV-PRO-002)
- donner un diagnostic étiologique
- évaluer leur gravité
- évaluer leur intensité;

Remarque : le critère d'intensité ne doit pas être confondu avec le critère de gravité qui sert de guide pour définir les obligations de déclaration.

- établir un lien de causalité entre le dispositif médical et l'EIG
- communiquer au promoteur des informations complémentaires pertinentes sur l'EIG dans les 8 jours suivant la déclaration.

- suivre le patient ayant présenté un EIG jusqu'à sa résolution, une stabilisation à un niveau jugé acceptable par l'investigateur ou le retour à l'état antérieur, même si le patient est sorti de l'essai.

- **Responsabilités du promoteur**

Le promoteur doit évaluer :

- le lien de causalité entre l'événement indésirable grave et le(s) médicament(s) expérimental (aux), le dispositif médical, le (s) produit(s) de thérapie génique, le(s) produit(s) expérimental (aux).

En cas d'évaluation différente du promoteur et de l'investigateur, les deux avis sont mentionnés sur la déclaration adressée à l'autorité compétente si cette déclaration est nécessaire.

- le caractère attendu ou inattendu de l'EIG.
 - Effectuer une cotation de l'imputabilité du produit expérimental
- Le promoteur doit déclarer tous les effets indésirables graves et inattendus (EIGI):
- à Eudravigilance (base de données de données de pharmacovigilance Européenne),
 - aux Autorités de Santé Françaises (ANSM)
 - au Comité de Protection des Personnes (CPP)
 - aux investigateurs.

La déclaration réglementaire est faite dans un délai maximum de :

- 7 jours calendaires pour les effets indésirables graves inattendus fatals ou menaçant le pronostic vital. Dans ces cas, des informations complémentaires pertinentes doivent être recherchées et transmises dans un nouveau délai de 8 jours.

- 15 jours calendaires pour tous les autres effets indésirables graves inattendus. Des informations complémentaires pertinentes doivent être recherchées et transmises dans un nouveau délai de 8 jours

Dans le cas d'essai en insu, en règle générale, le promoteur déclare l'effet indésirable grave et inattendu aux autorités de santé et au CPP après avoir levé l'insu sur le médicament expérimental.

Le promoteur doit transmettre des rapports annuels de sécurité (voir chapitre 6).

Le promoteur doit transmettre des rapports semestriels de sécurité (voir chapitre 6).

Le promoteur doit déclarer également à l'ANSM et au CPP tout fait nouveau de sécurité.

6.3. Modalités et délais de déclaration par l'investigateur

• Modalités de déclaration

Afin de respecter la réglementation en vigueur concernant la déclaration des effets indésirables graves aux autorités de santé, l'investigateur s'engage à documenter l'événement, à respecter les délais de notification, à fournir toutes les informations nécessaires à l'analyse de cet événement.

- Tout événement indésirable grave (EIG) **doit être déclaré par l'investigateur** à la structure en charge de la vigilance du promoteur :
Centre Régional de Pharmacovigilance, Dr Edith SCHIR, Pavillon E, CHU de Grenoble. Tel : 04 76 76 51 45 Fax : 04 76 76 56 55 Courriel : ESchir@chu-grenoble.fr, quelle que soit sa relation de causalité avec le(s) traitement(s) de l'essai ou la recherche dès qu'il en a connaissance dans les délais requis par le promoteur.

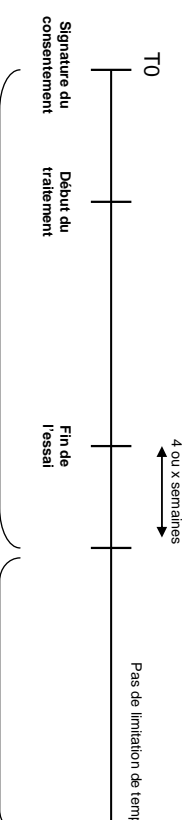
En utilisant le **formulaire** de déclaration daté et signé d'événement indésirable grave, situé en annexe du cahier d'observation ainsi que les copies des résultats de laboratoires ou des comptes rendus d'examen ou d'hospitalisation renseignant l'événement grave, y compris les résultats négatifs pertinents **sans omettre de rendre ces documents anonymes** et d'inscrire le numéro et le code du patient.

La déclaration initiale doit être suivie de compléments d'informations pertinentes dans les 8 jours en cas d'événement fatal ou menaçant la vie et dans les 15 jours dans les autres cas.

• Période de déclaration

Tout EIG doit être déclaré, s'il survient pour un participant à la recherche :

- A partir de la date de signature du consentement,
- Pendant toute la durée de suivi du participant prévue par l'essai,
- Jusqu'à 4 semaines après la fin de l'essai pour le participant à la recherche (*Tenir compte éventuellement des caractéristiques pharmacologiques des médicaments expérimentaux pour augmenter cette période*)



Déclaration de tout EIG

Déclaration des EIG (liés à la recherche)

6.4. Exposition in utero

Si une femme débute une grossesse dans le cadre de la recherche, la grossesse doit être déclarée au promoteur dans les délais qu'il aura défini.

L'investigateur informe le service de vigilance du promoteur grâce à un feuillet standard de « recueil des données initiales de la grossesse ». Ce formulaire doit contenir la date prévisible d'accouchement, les coordonnées de l'obstétricien et de la maternité prévue pour l'accouchement si la grossesse se poursuit.

L'investigateur doit suivre la patiente jusqu'au terme de la grossesse ou de son interruption et en notifier l'issue au promoteur grâce à un feuillet standard de recueil de l'issue de la grossesse.

Si l'issue de la grossesse entre dans le cadre de la définition des événements indésirables graves (avortement spontané avec hospitalisation, mort fœtal, anomalie congénitale, ...) l'investigateur doit suivre la procédure de déclaration des EIG.

6.5. Rapport annuel de sécurité et listing semestriel

A la date anniversaire de l'autorisation d'essai délivrée par les Autorités de Santé, le promoteur rédige un rapport de sécurité comprenant :

- La liste des effets indésirables graves susceptibles d'être liés(x) au(x) produit(s) expérimental (aux) de l'essai incluant les effets graves inattendus et attendus.
- Une analyse concise et critique de la sécurité des patients se prêtant à la recherche.

Ce rapport peut être soumis à l'investigateur coordonnateur pour approbation.

Ce rapport est envoyé aux autorités compétentes (AFSSAPS) et au CPP dans les 60 jours suivant la date anniversaire de l'autorisation d'essai.

6.6. Constats de symptômes pathologiques suite à l'analyse des données acquises

Dans le cas où les analyses de l'EIEG sont pathologiques, l'investigateur principal du présent projet, Laurent Vercueil, neurologue, en sera informé pour avis de manière anonyme et pourra en prendre connaissance directement sur sites (les données étant acquises et stockées au niveau des plateformes recherche EEG). Après les vérifications nécessaires et une prise d'avis éventuel auprès d'autres médecins du CHU plus experts dans les symptômes pathologiques observés, l'investigateur principal prendra si nécessaire contact avec le participant concerné.

6.7. Arrêt présumé de l'étude

• Critères d'arrêt de l'étude pour un sujet qui y participe

Sujet qui retire son consentement de participation à l'étude.

• Arrêt de l'étude par le promoteur

Le promoteur peut arrêter l'étude à tout moment, pour les raisons suivantes :

- Incapacité de l'investigateur à inclure les volontaires selon le calendrier prévu.
- Absence de consentement signé.
- Violations majeures au protocole.
- Données incomplètes ou erronées.

• Arrêt de l'étude par l'investigateur

En cas d'événement indésirable jugé sévère par l'investigateur et pouvant mettre en jeu la santé des participants, l'investigateur peut arrêter l'étude en accord avec le promoteur.

6.8. Période d'exclusion

Cette expérimentation ne nécessite aucune période d'exclusion.

Toutefois, durant l'étude, la participation simultanée à une recherche clinique ou thérapeutique impliquant l'ingestion d'un produit est interdite afin d'éviter tout biais expérimental.

VII. Archivage

L'ensemble des dossiers (documents et données) de l'étude sera archivé pour une durée de 15 ans, sous la responsabilité du promoteur.

Les documents source, les cahiers d'observation, les originaux des formulaires de consentement, le protocole signé devront être conservés par l'investigateur pendant une durée minimale de 15 ans à compter de la fin de l'étude.

L'Investigateur principal organisée, au nom du promoteur de l'étude, le stockage dans des locaux appropriés les documents suivants :

- Protocole avec annexes, amendements.
- Formulaires de Consentement signés et paraphés.
- Cahiers d'observation (originaux) avec documents annexes.
- Document de suivi de l'étude clinique.
- Toutes les pièces administratives et correspondances liées à l'étude.
- Données acquises (données EEG et données oculométriques dans cette étude)
- Rapport d'étude.

En fin d'étude, une copie de l'ensemble des formulaires de consentement sera placée par l'investigateur dans une enveloppe inviolable scellée qui sera transmise au promoteur pour archivage. L'investigateur annotera sur cette enveloppe la mention suivante : « J'atteste que cette enveloppe contient x (nombre) consentement(s) conformes, recueillis dans le cadre de l'étude « WAVE2 ». Il date et signe cette enveloppe puis l'adresse au promoteur qui l'archivera (BPC 4.14.2, 5.15.3). La même procédure sera suivie pour toutes les données brutes acquises pour l'ensemble des sujets pour archivage (archivage sur CD).

VIII. Règles relatives à la publication

Toutes les données recueillies au cours de cette étude sont la propriété du promoteur de l'étude et ne peuvent être communiquées en aucun cas à une tierce personne sans l'accord écrit de l'investigateur principal ou associé.

Toute publication ou communication (orale ou écrite) sera décidée d'un commun accord entre les investigateurs et respectera les recommandations internationales: "Uniforms Requirements for Manuscripts Submitted to Biomedical Journals" (<http://www.cma.ca/publications/mvc/uniform.htm>)

L'étude sera enregistrée dans un répertoire public (ClinicalTrial) afin d'éviter les biais de publication.

Dans toutes les publications relatives à l'étude, le promoteur apparaîtra dans les remerciements.

IX. Aspects Matériels et Légaux

9.1. Contrat d'assurance

Le CHU de Grenoble a souscrit auprès de la Société Hospitalière d'Assurances Mutuelles, 18 rue Edouard Rochet, 69372 LYON cedex, sous le n° de contrat : 135 751, une assurance de responsabilité civile Promoteur de Recherche biomédicale conforme aux dispositions du décret 2006-477 en application de l'article L1121-10 du Code de la Santé Publique.

Ce contrat couvre toute la durée de l'étude et garantit sa propre responsabilité civile ainsi que celle de tout médecin impliqué dans la réalisation de l'étude. Il assure également l'indemnisation intégrale des conséquences dommageables à la recherche pour la personne qui s'y prête et ses ayants droits, sauf preuve à sa charge que le dommage n'est pas imputable à sa faute ou à celle de tout intervenant, sans que puisse être opposé le fait d'un tiers ou le retrait volontaire de la personne qui avait initialement consenti à se prêter à la recherche.

9.2. Durée de l'étude

La réalisation de ce projet devrait s'étaler sur une durée de 2 ans. Elle devrait débuter en août 2012 et s'achever en août 2014.

La durée totale de participation individuelle des sujets sera de 3h environ (*voir justification* dans « *Matériel et Méthodes* »). Préablement, chaque participant sera soumis à un entretien médical d'inclusion de 10 minutes (temps compris dans la durée totale de participation). Le recrutement, l'expérimentation et les analyses seront réalisés en parallèle pendant toute la durée de l'étude afin de limiter les délais.

9.3 Avis et Autorisation

Conformément à la Loi du 09/08/2001 relative à la politique de santé publique, ce protocole a reçu l'avis favorable du Comité de Protection des Personnes (C.P.P.) en date du 25.07.2012, et l'autorisation de l'Agence Nationale de Sécurité du Médicament et des Produits de Santé (ANSM) le 27.07.2012.

9.4. CNIL

Cette étude bénéficie de la déclaration réalisée par le CHU de Grenoble, de conformité à la méthodologie de référence MR001 de la CNIL pour le traitement des données personnelles mis en œuvre dans le cadre des recherches biomédicales.

9.5. Modification substantielle

La DRCl doit être informée de tout projet de modification ou d'amendement au protocole par l'investigateur principal. Toute modification au protocole doit être qualifiée par la DRCl et transmise, en fonction de cette qualification (substantielle, non substantielle, pour information...) au CPP et/ou à l'autorité compétente.

Sont qualifiées de substantielles toutes modifications prévues susceptibles, d'une manière ou d'une autre, de modifier les garanties apportées aux personnes qui se prêtent à la recherche biomédicale (modification d'un critère d'inclusion, prolongation d'une durée d'inclusion, participation de nouveaux investigateurs...).

Toute modification substantielle du protocole fera l'objet d'un amendement soumis pour avis au C.P.P. et pour autorisation à l'autorité compétente.

L'investigateur s'engage à obtenir l'approbation du promoteur préalablement à la mise en œuvre de toute modification apportée au protocole.

X. Information et consentement des participants :

Conformément aux dispositions légales en vigueur, tout volontaire présélectionné sera préalablement informé par les investigateurs des objectifs de l'étude, de sa méthodologie, de sa durée, de ses contraintes et des risques prévisibles. Il sera notamment précisé au volontaire qu'il est entièrement libre de refuser de participer à l'étude ou de retirer son consentement à tout moment sans encourir aucune responsabilité ni aucun préjudice de ce fait. Un document résumant les renseignements donnés par les investigateurs lui sera remis.

Le délai de réflexion suffisant écoulé et après s'être assuré de la bonne compréhension des informations fournies, les investigateurs solliciteront du volontaire son consentement écrit pour participer à l'étude. S'il accepte, le volontaire signera et paraphrera le formulaire de consentement préalablement à la réalisation de l'étude.

Les données resteront strictement confidentielles. Leur consultation n'est autorisée que par des personnes qui collaborent à la recherche et qui sont désignées par le promoteur, par le médecin investigateur, et, éventuellement, un représentant des Autorités de Santé.

XI. Signatures Promoteur et Investigateur principal

J'ai lu l'ensemble des pages du protocole de l'étude clinique dont le CHU de Grenoble est le promoteur.

Je confirme qu'il contient toutes les informations nécessaires à la conduite de l'étude. Je m'engage à réaliser l'étude en respectant le protocole et les termes et conditions qui y sont définies. Je m'engage à réaliser l'étude en respectant :

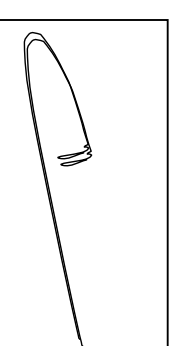
- les règles et recommandations de Bonne Pratiques Cliniques internationales ICH-E6) et française (règles de Bonnes Pratiques Cliniques pour les recherches biomédicales portant sur des dispositifs à usage humain – décisions du 24 novembre 2006),
- Le Code de la Santé Publique
- la législation nationale et la réglementation relative aux études cliniques en vigueur

Je m'engage également à ce que les autres membres qualifiés de mon équipe aient accès aux copies de ce protocole et des documents relatifs à la bonne conduite de l'étude pour leur permettre de travailler dans le respect des dispositions figurant dans ces documents.

Investigateur principal

Dr Laurent VERCUEIL

Date : 30/07/2012



Pour le promoteur :

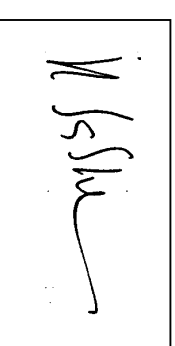
Mme Hélène SABBAGH-GUILLAUME

Directrice de la Recherche et des Partenariats

Délégation à la Recherche Clinique et à l'Innovation,

CHU de Grenoble

Date : 30/07/2012



REFERENCES

- Alho, K., Woods, D., Algazi, A., & Naatanen, R. (1992). Intermodal selective attention. II. Effects of attentional load on processing of auditory and visual stimuli in central space. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 82, 356-368.
- Allison, B. Z., & Polich, J. (2008). Workload assessment of computer gaming using a single-stimulus event-related potential paradigm. *Biological Psychology*, 77(3), 277-283.
- Antonenko, P., Paas, F., Grabner, R., & Gog, T. (2010). Using Electroencephalography to Measure Cognitive Load. *Educational Psychology Review*, 22, 425-438.
- Baldwin, C. L., & Penaranda, B. N. (2012). Adaptive training using an artificial neural network and EEG metrics for within- and cross-task workload classification. *NeuroImage*, 59, 48-56.
- Barachant, A. (2012) Commande robuste d'un effecteur par une interface cerveau-machine EEG asynchrone. (Unpublished doctoral dissertation). Université de Grenoble, Grenoble, France.
- Barbato, G., De Padova, V., Paolillo, A. R., Arpaia, L., Russo, E., & Ficca, G. (2007). Increased spontaneous eye blink rate following prolonged wakefulness. *Physiology & Behavior*, 90, 151-154
- Başar-Eroglu, C., Başar, E., Demiralp, T., & Schürmann, M. (1992). P300-response: possible psychophysiological correlates in delta and theta frequency channels. A review. *International Journal of Psychophysiology*, 13, 161-179.
- Bashashati, A., Fatourechi, M., Ward, R. K., & Birch, G. E. (2007). A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals. *Journal of Neural engineering*, 4, R32.
- Berka, C., Levendowski, D. J., Lumicao, M. N., Yau, A., Davis, G., Zivkovic, V. T., Olmstead, R. E., et al. (2007). EEG correlates of task engagement and mental workload in vigilance, learning, and memory tasks. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, 78, 231-244.
- Besserve, M., Martinerie, J., & Gamero, L. (2008). Non-invasive classification of cortical activities for brain computer interface: A variable selection approach (p. 1063-1066). IEEE.
- Boksem, M. A. S., Meijman, T. F., & Lorist, M. M. (2005). Effects of mental fatigue on attention: an ERP study. *Cognitive Brain Research*, 25, 107-116.
- Christensen, J. C., Essepp, J. R., Wilson, G. F., & Russell, C. A. (2012). The effects of day-to-day variability of physiological data on operator functional state classification. *NeuroImage*, 59, 57-63.

- Coull, J. (1998). Neural correlates of attention and arousal: insights from electrophysiology, functional neuroimaging and psychopharmacology. *Progress in Neurobiology*, 55, 343-361.
- Courchesne, E., Courchesne, R. Y., Hillyard, S. A. (1978) The effect of stimulus deviation on P3 waves to easily recognized stimuli. *Neuropsychologia*, 16, 189-199.
- Dementienko, V. V., Dorokhov, V. B., Koreneva, L. G., Markov, A. G., & Shakhmarovich, V. M. (1999). [The characteristics of the electrodermal activity during changes in the level of human wakefulness]. *Zhurnal Vyssheĭ Nervnoĭ Deiatel'nosti Imeni I P Pavlova*, 49, 926-935.
- Fitzgerald, P. G., & Picton, T. W. (1981). Temporal and sequential probability in evoked potential studies. *Canadian Journal of Psychology*, 35, 188-200.
- de Fockert, J. W., & Bremner, A. J. (2011). Release of inattention blindness by high working memory load: Elucidating the relationship between working memory and selective attention. *Cognition*, 121, 400-408.
- Friedman, D., Cycowicz, Y. M., & Gaeta, H. (2001). The novelty P3: an event-related brain potential (ERP) sign of the brain's evaluation of novelty. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 25, 355-373.
- Fu, S. & Parasuraman, R. (2007) Event-related potentials (ERPs) in Neuroergonomics. . In Parasuraman, R. & Rizzo, M. (Eds), *Neuroergonomics: The brain at work* (pp. 15-31). New York, NY: Oxford University Press, Inc.
- Gale, A., Davies, R., & Smallbone, A. (1977). EEG correlates of signal rate, time in task and individual differences in reaction time during a five-stage sustained attention task. *Ergonomics*, 20, 363-376.
- George, L., & Lécuyer, A. (2010). An overview of research on « passive » brain-computer interfaces for implicit human-computer interaction. International Conference on Applied Bionics and Biomechanics (ICABB), Venice, Italy, October 14-16, 2010.
- Gevins, A., & Smith, M. E. (2000). Neurophysiological measures of working memory and individual differences in cognitive ability and cognitive style. *Cerebral Cortex*, 10, 829-839.
- Gevins, A., & Smith, M. E. (2003). Neurophysiological measures of cognitive workload during human-computer interaction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 4, 113-131.
- Gevins, A. & Smith, M. E. (2007) Electroencephalography (EEG) in Neuroergonomics. In Parasuraman, R. & Rizzo, M. (Eds), *Neuroergonomics: The brain at work* (pp. 15-31). New York, NY: Oxford University Press, Inc.
- Gil-Gómez de Liaño, B., & Botella, J. (2011). Concurrent memory load can make RSVP search more efficient. *Psicologica*, 32, 13-30.

WAVE2 n° DRCl : 1218 N°id RCB : 2012-A00826-37

Gomarus, H. K., Althaus, M., Wijers, A. A., & Minderaa, R. B. (2006). The effects of memory load and stimulus relevance on the EEG during a visual selective memory search task: An ERP and ERD/ERS study. *Clinical Neurophysiology*, 117, 871-884.

Gramann, B., Allison, B., & Pfurtscheller, G. (2010). Brain-computer interfaces: A gentle introduction. In Gramann, B., Allison, B., & Pfurtscheller, G. (Eds) *Brain-computer interfaces: Revolutionizing human-computer interaction*, (pp. 1-28). Berlin Heidelberg, Springer-Verlag.

Haga, S., Shinoda, H., & Kokubun, M. (2002). Effects of task difficulty and time-on-task on mental workload. *Japanese Psychological Research*, 44, 134-143.

Hillyard, S. A., Hink, R. F., Schwent, V. L., & Picton, T. W. (1973). Electrical Signs of Selective Attention in the Human Brain. *Science*, 182, 177-180.

Hefner, R., Edwards, D., Heinze, C., Sommer, D., Golz, M., Sirois, B., & Trutschel, U. (2009). Operator fatigue estimation using heart rate measures. *Proceedings of the 5th International Driving Symposium on Human Factors in Driver Assessment Training and Vehicle Design*, 25, 110-117.

Heger, D., Putze, F., & Schultz, T. (2010). Online workload recognition from EEG data during cognitive tests and human-machine interaction. *KI 2010: Advances in Artificial Intelligence*, 410-417.

Helton, W. S., & Russell, P. N. (2011). Working memory load and the vigilance decrement. *Experimental Brain Research*, 212, 429-437.

Holland, M. K., & Tarlow, G. (1972). Blinking and mental load. *Psychological Reports*, 31(1), 119-127.

Holm, A., Lukander, K., Korpela, J., Sallinen, M., & Müller, K. M. I. (2009). Estimating Brain Load from the EEG. *TheScientificWorldJOURNAL*, 9, 639-651.

Hoover, A., Singh, A., Fishel-Brown, S., & Muth, E. (2011). Real-time detection of workload changes using heart rate variability. *Biomedical Signal Processing and Control*.

Johnson, R. R., Popovic, D. P., Olmstead, R. E., Stikic, M., Levendowski, D. J., & Berka, C. (2011). Drowsiness/alertness algorithm development and validation using synchronized EEG and cognitive performance to individualize a generalized model. *Biological Psychology*, 87, 241-250.

Kahol, K., Smith, M., Brandenberger, J., Ashby, A., & Ferrara, J. J. (2011). Impact of Fatigue on Neurophysiologic Measures of Surgical Residents. *Journal of the American College of Surgeons*, 213, 29-34.

Kaneke, K., & Sakamoto, K. (2001). Spontaneous blinks as a criterion of visual fatigue during prolonged work on visual display terminals. *Perceptual and Motor Skills*, 92(1), 234-250.

WAVE2 n° DRCl : 1218 N°id RCB : 2012-A00826-37

Kato, Y., Endo, H., & Kizuka, T. (2009) Mental fatigue and impaired response processes: Event-related brain potentials in a Go/NoGo task. *International Journal of Psychophysiology*, 72, 204-211.

Kelley, T. A., & Lavie, N. (2010). Working Memory Load Modulates Distractor Competition in Primary Visual Cortex. *Cerebral Cortex*, 21, 659-665.

Khushaba, R. N., Kodagoda, S., Lal, S., & Dissanayake, G. (2011). Driver Drowsiness Classification Using Fuzzy Wavelet-Packet-Based Feature-Extraction Algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58, 121-131.

Klimesch, W. (1999). EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis. *Brain Research Reviews*, 29, 169-195.

Koelega, H. S., Verbaten, M. N., van Leeuwen, T. H., Kememans, J. L., Kemner, C., & Sijouw, W. (1992). Time effects on event-related brain potentials and vigilance performance. *Biological Psychology*, 34, 59-86.

Kok, A. (2001). On the utility of P3 amplitude as a measure of processing capacity. *Psychophysiology*, 38, 557-577.

Koles, Z. J., & Flor-Henry, P. (1981). Mental activity and the EEG: task and workload related effects. *Medical and biological Engineering and Computing*, 19, 185-194.

Kolev, V., Demiralp, T., Yordanova, J., Ademoglu, A., & Isoglu-Alkag, U. (1997). Time-frequency analysis reveals multiple functional components during oddball P300. *Neuroreport*, 8, 2061-2065.

Lal, S. K. L., & Craig, A. (2002). Driver fatigue: Electroencephalography and psychological assessment. *Psychophysiology*, 39, 313-321.

Lammers, W. J., & Badia, P. (1989). Habituation of P300 to target stimuli. *Physiology & Behavior*, 45, 595-601.

Lotte, F., Congedo, M., Lécuyer, A., Lamarche, F., & Arnaldi, B. (2007). A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 4, R1-R13.

Lu, J.-Y., Wang, T., Qiu, J., Feng, S.-H., Tu, S., & Wei, D.-T. (2010). The electrophysiological effect of working memory load on involuntary attention in an auditory-visual distraction paradigm: an ERP study. *Experimental Brain Research*, 205, 81-86.

Mackworth, J. F. (1968). VIGILANCE, AROUSAL, AND HABITUATION. *Psychological Review*, 75, 308-322.

Miller, M. W., Riettschel, J. C., McDonald, C. G., & Hatfield, B. D. (2011). A novel approach to the physiological measurement of mental workload. *International Journal of Psychophysiology*, 80, 75-78.

WAVE2 n° DRCl : 1218 N°id RCB : 2012-A00826-37

Missonnier, P., Deiber, M.-P., Gold, G., Millet, P., Gex-Fabry Pun, M., Fazio-Costa, L., Giannakopoulos, P., et al. (2006). Frontal theta event-related synchronization: comparison of directed attention and working memory load effects. *Journal of Neural Transmission*, 113, 1477-1486.

Morris, T. L., & Miller, J. C. (1996). Electrooculographic and performance indices of fatigue during simulated flight. *Biological Psychology*, 42, 343-360.

Morton, P. E., Turney, D. M., Ingle, D. F., Downey, C. W., & Schnurer, J. H. (1991). Neural network classification of EEG data generated through use of the audio oddball paradigm. *IEEE Proceedings of the Seventeenth Annual Northeast Bioengineering Conference*, 7-8.

Murata, A., Uetake, A., & Takasawa, Y. (2005). Evaluation of mental fatigue using feature parameter extracted from event-related potential. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 35, 761-770.

Musgrove, M. D., & Hollands, J. G. (2000). Stimulus Mapping and Memory Load Effects on the Vigilance Decrement across Multiple Sessions. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 44, 859-862.

Natani, K., & Gomer, F. E. (1981). Electrooculographic activity and operator workload: A comparison of changes in the electroencephalogram and in event-related potentials. (*McDonnell Douglas Technical Report E2427*). Long Beach, CA: McDonnell Douglas Corporation.

Oken, B., Salinsky, M., & Elsas, S. (2006). Vigilance, alertness, or sustained attention: physiological basis and measurement. *Clinical Neurophysiology*, 117, 1885-1901.

Öniz, A., & Başar, E. (2009). Prolongation of alpha oscillations in auditory oddball paradigm. *International Journal of Psychophysiology*, 71, 235-241.

Ossandon, T., Jerbi, K., Vidal, J. R., Bayle, D. J., Henaff, M.-A., Jung, J., Minotti, L., et al. (2011). Transient Suppression of Broadband Gamma Power in the Default-Mode Network Is Correlated with Task Complexity and Subject Performance. *Journal of Neuroscience*, 31, 14521-14530.

Pan, J., Takeshita, T., & Morimoto, K. (2000). P300 habituation from auditory single-stimulus and oddball paradigms. *International Journal of Psychophysiology*, 37, 149-153.

Parasuraman, R. & Davis, D. R. (1976) Decision theory analysis of response latencies in vigilance. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 2, 578-590.

Paus, T., Zatorre, R. J., Hölle, N., Caramanos, Z., Gotman, J., Petrides, M., & Evans, A. C. (1997). Time-Related Changes in Neural Systems Underlying Attention and Arousal During the Performance of an Auditory Vigilance Task. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 9, 392-408.

WAVE2 n° DRCl : 1218 N°id RCB : 2012-A00826-37

Picton, T. W. (1992). The P300 wave of the human event-related potential. *Journal of Clinical Neurophysiology: Official Publication of the American Electroencephalographic Society*, 9, 456-479.

Pratt, N., Willoughby, A., & Swick, D. (2011). Effects of Working Memory Load on Visual Selective Attention: Behavioral and Electrophysiological Evidence. *Frontiers in Human Neuroscience*, 5.

Prokasy, W.F. (1973) *Electrodermal activity in psychological research*. Prokasy, W.F. & Raskin, D.C. (Eds). New York, NY: Academic Press.

Puze, F., Jarvis, J. P., & Schultz, T. (2010) Multimodal Recognition of Cognitive Workload for Multitasking in the Car. International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 20, 3748-3751.

Ravden, D., & Polich, J. (1998). Habituation of P300 from visual stimuli. *International Journal of Psychophysiology*, 30, 359-365.

Rissman, J., Gazzaley, A., & D'Esposito, M. (2009). The effect of non-visual working memory load on top-down modulation of visual processing. *Neuropsychologia*, 47, 1637-1646.

Sarter, M., Givens, B., & Bruno, J. P. (2001). The cognitive neuroscience of sustained attention: where top-down meets bottom-up. *Brain Research Reviews*, 35, 146-160.

Schmidt, E. A., Schnauf, M., Simon, M., Fritzsche, M., Buchner, A., & Kineses, W. E. (2009). Drivers' misjudgement of vigilance state during prolonged monotonous daytime driving. *Accident Analysis & Prevention*, 41, 1087-1093.

Schober, F., Schellenberg, R., & Dimpfel, W. (1995). Reflection of mental exercise in the dynamic quantitative topographical EEG. *Neuropsychobiology*, 31, 98-112.

Schultheis, H. & Jameson, A. (2004) Assessing Cognitive Load in Adaptive Hypermedia Systems: Physiological and Behavioral Methods. *Lecture Notes in Computer Science*, 313, 225-234.

Shen, K.-Q., Li, X.-P., Ong, C.-J., Shao, S.-Y., & Wilder-Smith, E. P. V. (2008). EEG-based mental fatigue measurement using multi-class support vector machines with confidence estimate. *Clinical Neurophysiology*, 119, 1524-1533.

Squires, K. C., Wickens, C., Squires, N. K., & Donchin, E. (1976). The effect of stimulus sequence on the waveform of the cortical event-related potential. *Science*, 193, 1142-1146.

Sternberg, S. (1966). High-speed scanning in human memory. *Science*, 153, 652-654.

Stemberg, S. (1969). Memory-scanning: mental processes revealed by reaction-time experiments. *American Scientist*, 57, 421-457.

Szalma, J. L., Warm, J. S., Matthews, G., Dember, W. N., Weiler, E. M., Meier, A., & Eggemeier, F. T. (2004). Effects of sensory modality and task duration on performance, workload, and stress in sustained attention. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 46, 219–233.

Tanaka, Y., & Yamaoka, K. (1993). Blink activity and task difficulty. *Perceptual and Motor Skills*, 77(1), 55–66.

Velman, J. A., & Gaillard, A. W. K. (1996). Physiological indices of workload in a simulated flight task. *Biological Psychology*, 42, 323-342.

Wang, Ziheng, Hope, R. M., Wang, Z., Ji, Q., & Gray, W. D. (2012). Cross-subject workload classification with a hierarchical Bayes model. *NeuroImage*, 59, 64-69.

Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. M. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical neurophysiology*, 113, 767–791.

Yordanova, J., & Kolev, V. (1998). Single-sweep analysis of the theta frequency band during an auditory oddball task. *Psychophysiology*, 35, 116-126.

Zander, T. O., Kothe, C., Jarzev, S., & Gaertner, M. (2010) Enhancing human-computer interaction with input from active and passive brain-computer interfaces. In Tan, D.S. & Nijholt, A. (Eds) *Brain-computer interfaces: Applying our minds to human-computer interaction* (pp. 181-196), London, Springer-Verlag.

Zhao, C., Zhao, M., Liu, J., & Zheng, C. (2012). Electroencephalogram and electrocardiograph assessment of mental fatigue in a driving simulator. *Accident Analysis & Prevention*, 45, 83–90.

ANNEXES

1) CV INVESTIGATEUR PRINCIPAL

Laurent VERCUEIL, neurologue

Fonctions :

- Chef de Service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (Pôle de Psychiatrie et de Neurologie, Pr T. BOUGEROL)
- Membre du conseil scientifique de la Société de Neurophysiologie Clinique de Langue Française, du Club de Mouvements Anormaux
- Chargé de Projet auprès de l'HAS
- Membre du conseil d'administration de la Ligue Française contre l'épilepsie
- Membre du comité éditorial de la Revue Neurologique, organe de la Société Française de Neurologie et de Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology, organe de la Société de Neurophysiologie clinique de langue Française.
- Récipiendaire du Prix Duchenne-de-Boulogne de la Ligue Française contre la Dystonie 2002

Titres :

Docteur en médecine
Qualification en spécialité « Neurologie » (*exercée*)
Qualification en médecine générale (*non exercée*)
Docteur en Neurosciences
DEA d'Anthropologie
DEA de Neurosciences
DIU de Neurophysiologie Clinique

Organismes : CHU Albert Michallon, Grenoble
Université Joseph Fourier
INSERM U386 (eq. A.DEPALUS) de l'institut de Neurosciences de Grenoble

Affiliation : INSERM et Université Joseph Fourier

Adresse : Service d'explorations fonctionnelles du système nerveux (EFSN), CHU de Grenoble, Hôpital A. MICHALON - 38700 LA TRONCHE.

Téléphone/Fax : 04 76 76 54 88 / 04 76 76 59 28

E-mail : L.Vercueil@chu-grenoble.fr

N° d'inscription Conseil de l'ordre de l'Isère : **38/7338**
N° ADEL: **10002435757**

Publications récentes:

Saillet S, Langlois M, Feddersen B, Minotti L, **Vercueil L**, Chabardès S, David O, Depaulis A, Deransart C, Kahane P. Manipulating the epileptic brain using stimulation: a review of experimental and clinical studies. *Epileptic Disord*. 2009;11:100-12.

Vercueil L. False beliefs during migraine attack. *J Neuropsychiatry Clin Neurosci.* 2009;21:106-7.

Anheim M, **Vercueil L**, Fraix V, Chabardès S, Seigneuret E, Krack P, Benabid AL, Vidalhet M, Pollak P. Early stimulation of DYT1 primary generalized dystonia prevents from its secondary irreversible complications. *Mov Disord.* 2008;23:2261-3.

Fraix V, Pollak P, **Vercueil L**, Benabid AL, Mauguière F. Effects of subthalamic nucleus stimulation on motor cortex excitability in Parkinson's disease. *Clin Neurophysiol.* 2008;119:22513-8.

Barré M, Hamelin S, Minotti L, Kahane P, **Vercueil L**. [Epileptic seizure and migraine visual aura: revisiting migralepsy]. *Rev Neurol (Paris).* 2008;164:246-52.

Houeto JL, Yelnik J, Bardinet E, **Vercueil L**, Kryskowiak P, Mesnage V, Lagrange C, Dormont D, Le Bas JF, Pravo JP, Tezenas du Moncel S, Pollak P, Agid Y, Destée A, Vidalhet M; French Stimulation du Pallidum Interne dans la Dystonie Study Group. Acute deep-brain stimulation of the internal and external globus pallidus in primary dystonia: functional mapping of the pallidum. *Arch Neurol.* 2007;64:1281-6.

Grouiller F, **Vercueil L**, Krainik A, Segebarth C, Kahane P, David O. A comparative study of different artefact removal algorithms for EEG signals acquired during functional MRI. *Neuroimage.* 2007;38:124-37.

Feddersen B, **Vercueil L**, Noechar S, David O, Depaulis A, Deransart C. Controlling seizures is not controlling epilepsy: a parametric study of deep brain stimulation for epilepsy. *Neurobiol Dis.* 2007;27:292-300.

Vercueil L, Houeto JL, Kryskowiak P, Lagrange C, Cassim F, Benazzouz A, Pidoux B, Destée A, Agid Y, Cornu P, Blond S, Benabid AL, Pollak P, Vidalhet M; SPIDY GROUP (French Pallidal stimulation Group for dystonia). Effects of pulse width variations in pallidal stimulation for primary generalized dystonia. *J Neurol.* 2007;254:1533-7.

Vidalhet M, **Vercueil L**, Houeto JL, Kryskowiak P, Lagrange C, Yelnik J, Bardinet E, Benabid AL, Navarro S, Dormont D, Grand S, Blond S, Ardoun C, Pillon B, Dujardin K, Hahn-Barma V, Agid Y, Destée A, Pollak P; French SPIDY Study Group. Bilateral, pallidal, deep-brain stimulation in primary generalised dystonia: a prospective 3 year follow-up study. *Lancet Neurol.* 2007;6:223-9.

Kryskowiak P, du Montcel ST, **Vercueil L**, Houeto JL, Lagrange C, Cornu P, Blond S, Benabid AL, Pollak P, Vidalhet M; SPIDY Group. Reliability of the Burke-Fahn-Marsden scale in a multicenter trial for dystonia. *Mov Disord.* 2007;22:685-9.

Le Ber I, Clot F, **Vercueil L**, Camuzat A, Viéumont M, Benamar N, De Liège P, Ouvrard-Hernandez AM, Pollak P, Stevanin G, Brice A, Dürr A. Predominant dystonia with marked cerebellar atrophy: a rare phenotype in familial dystonia. *Neurology.* 2006;67:1769-73.

Dubois-Teklaï F, Nguyen-Morel MA, Vadot W, Douchin S, Defaye P, **Vercueil L**. Clustering syncope in a young male with temporal lobe seizures. *Dev Med Child Neurol.* 2006;48:687-9.

Pillon B, Ardoun C, Dujardin K, Vitini P, Pelissolo A, Cotencin O, **Vercueil L**, Houeto JL, Kryskowiak P, Agid Y, Destée A, Pollak P, Vidalhet M; French SPIDY Study Group. Preservation of cognitive function in dystonia treated by pallidal stimulation. *Neurology.* 2006;66:1556-8.

Bourdain F, Apatis E, Trocello JM, Vidal JS, Masnou P, **Vercueil L**, Vidalhet M. Clinical analysis in familial cortical myoclonic tremor allows differential diagnosis with essential tremor. *Mov Disord.* 2006;21:599-608.

Tezenas du Montcel S, Clot F, Vidalhet M, Roze E, Damier P, Jedynak CP, Camuzat A, Lagueny A, **Vercueil L**, Doummar D, Guyant-Maréchal L, Houeto JL, Ponsot G, Thobois S, Counelle MA, Dürr A, Durif F, Echenne B, Hannequin D, Tranchant C, Brice A; French Dystonia Network. Epsilon sarcoglycan mutations and phenotype in French patients with myoclonic syndromes. *J Med Genet.* 2006;43:394-400.

Lalo E, **Vercueil L**, Bougerol T, Jouk PS, Debû B. Late event-related potentials and movement complexity in young adults with Down syndrome. *Neurophysiol Clin.* 2005;35:81-91. Erratum in: *Neurophysiol Clin.* 2005 Oct;35(4):147-8.

Vidalhet M, **Vercueil L**, Houeto JL, Kryskowiak P, Benabid AL, Cornu P, Lagrange C, Tezenas du Montcel S, Dormont D, Grand S, Blond S, Detante O, Pillon B, Ardoun C, Agid Y, Destée A, Pollak P; French Stimulation du Pallidum Interne dans la Dystonie (SPIDY) Study Group. Bilateral deep-brain stimulation of the globus pallidus in primary generalized dystonia. *N Engl J Med.* 2005;352:459-67.

Semah F, Picot MC, Derambure P, Dupont S, **Vercueil L**, Chassagnon S, Marchal C, Thomas P, Ryvlin P. The choice of antiepileptic drugs in newly diagnosed epilepsy: a national French survey. *Epileptic Disord.* 2004;6:255-65.

Hamelin S, Rohr P, Kahane P, Minotti L, **Vercueil L**. Late onset hyperekplexia. *Epileptic Disord.* 2004;6:169-72.

Detante O, **Vercueil L**, Thobois S, Broussolle E, Costes N, Lavenne F, Chabardès S, Lebars D, Vidalhet M, Benabid AL, Pollak P. Globus pallidus internus stimulation in primary generalized dystonia: a H2150 PET study. *Brain.* 2004 Aug;127(Pt 8):1899-908.

Demattis M, Kahane P, **Vercueil L**, Depaulis A. MRI evidence for the involvement of basal ganglia in epileptic seizures: an hypothesis. *Epileptic Disord.* 2003;5:161-4.

Detante O, **Vercueil L**, Krack P, Chabardès S, Benabid AL, Pollak P. Off-period dystonia in Parkinson's disease but not generalized dystonia is improved by high-frequency stimulation of the subthalamic nucleus. *Adv Neurol.* 2004;94:309-14.

Chapitres d'ouvrage

Vercueil L. Epilepsy and Neurodegenerative diseases IN *Advanced therapy in epilepsy*. Eds Whelless, Wilmore & Brumback. 2009 PMPH-USA. pp 126-131

Vercueil L. De Saint Martin A, Hirsch E. Paroxysmal dyskinesia IN *Neurobiology of Disease*. Ed Gilman. Academic Press 2007, pp 297-304

Vercueil L. Dystonie. In *Les grands essais thérapeutiques en neurologie*. ED. P. Amarenco, O. Heinzel. John Libbey Eurotext 2009, pp 237-246

Vercueil L. Hamelin S. Eléments diagnostiques des crises épileptiques. In *Epilepsies. Bases Fondamentales. Vol1*. Ed P. Jallon, Doin 2007, pp 43-58

Hamelin S., **Vercueil L.** Facteurs favorisants des crises épileptiques. In *Epilepsies. Prise en Charge et Vie quotidienne des patients. Vol3*. Ed P. Jallon, Doin 2007, pp 53-61

2) CV RESPONSABLES SCIENTIFIQUES DU PROJET

Stéphane Bonnet, PhD Physique

Fonction : Ingénieur-Chercheur CEA, Laboratoire d'Electronique et des Systèmes pour la Santé (LE2S), CEA-LETI, Grenoble

Titres : Ingénieur Ecole Nationale Supérieure d'Ingénieurs Electriciens de Grenoble (ENSIEG, INPG Grenoble)

Docteur es Ecole Doctorale Electronique, Electrotechnique, Automatique de l'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, Novembre 2000.

Organisme : CEA-LETI

Adresse : MINATEC Campus, 17 rue des Martyrs, 38054 Grenoble, France

Téléphone : 04.38.78.40.70 **Fax :** 04.38.78.54.56

E-mail : stephane.bonnet@cea.fr

Principales publications :

Barachant A, Bonnet S, Congedo M, Jutten C (2012). Multi-class Brain Computer Interface Classification by Riemannian Geometry. IEEE Trans. on Biomed. Eng. (accepté pour publication).

Bonnet S, Bèche J-F, Gharbi S, Abdoun O, Boequet F, Joucla S, Agache V, Sauter F, Pham P, Dupont F, Maionti F, Hoffart L, Roux S, Dillas M, Kolomiets B, Caplette R, Chavane F, Picard S, Yvert B, Guillemard R (2012). NeuropXI: A real-time multi-electrode array system for recording, processing and stimulation of neural networks and the control of high-resolution neural implants for rehabilitation. IRBM, IRBM, NUMERO SPECIAL ANR TECSAN - Technologies pour la santé et l'autonomie. (accepté pour publication).

Raffin E, **Bonnet S**, Giroux P (2012). Concurrent validation of a magnetometer-based step counter in various walking surfaces. Gait and Posture, 35(1), 18-22.

Bonnet S, Jallon P, Bourgerette A, Antonakios M, Guillemard R, Caritu Y, Becq G, Kahane P, Chapat P, Thomas-Vialettes B, Thomas-Vialettes F, Gerbi D, Eynes D (2011). An Ethernet motion-sensor based alarm system for epilepsy monitoring. IRBM, NUMERO SPECIAL ANR TECSAN - Technologies pour la santé et l'autonomie, 32(2), 155-157.

Becq G, **Bonnet S**, Minotti L, Guillemard R, Kahane P (2011). Classification of epileptic motor manifestations using attitude sensors, Computers in Biology and Medicine, 41(1), 46-55.

Guillemard R, Bèche J-F, Billoin O, **Bonnet S**, Gharbi S, Rostaing J-P, Trevisiol M, Yvert B, Rousseau L, Goy F, Heuschkel M, David O, Salliet S, Charvet G (2009). A Multi-channel platform for recording and stimulation of large neuronal structures. IRBM, NUMERO SPECIAL ANR TECSAN - Technologies pour la santé et l'autonomie, 30(5-6 Sp. Issue), 226-233.

Landragin-Frassati A, **Bonnet S**, Da Silva A, Dinten J-M, Georges D (2009). Application of a wavelet-Galerkin method to the forward problem resolution in fluorescence Diffuse Optical Tomography. Optics Express, 17(21), 18433-18448.

Bonnet S, Bassompierre C, Godin C, Leseq S, Barraud A (2009). Calibration methods for inertial and magnetic sensors. Sensors and Actuators, A: Physical, 156(2), 302-311.

Bonnet S, Heliot R (2007). A magnetometer-based approach for studying human movements. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 54(7), 1353-1355.

Bonnet S, Koenig A, Roux S, Hugonard P, Guillemard R, Grangeat P (2003). Dynamic X-ray computed tomography. Proceedings of the IEEE, 91(10), 1574-1587.

Bonnet S, Peyrin F, Turjman F, Prost R (2003). Nonseparable wavelet-based cone-beam reconstruction in 3-D rotational angiography. IEEE Transactions on Medical Imaging, 22(3), 360-367.

Grangeat P, Koenig A, Rodet T, **Bonnet S** (2002). Theoretical framework for a dynamic cone-beam reconstruction algorithm based on a dynamic particle model. Physics in Medicine and Biology, 47(15), 2611-2625.

Bonnet S, Peyrin F, Turjman F, Prost R (2002). Multiresolution reconstruction in fan-beam tomography. IEEE Transactions on Image Processing, 11(3), 169-176.

Bonnet S, Peyrin F, Turjman F, Prost R (2000). Tomographic reconstruction using nonseparable wavelets. IEEE Transactions on Image Processing, 9(8), 1445-1450.

Sylvie Charbonnier, PhD Physique

Fonctions : Maître de conférences en automatique, traitement du signal, Université Joseph Fourier, Grenoble

Titres : Docteur es EEATS de l'Institut National Polytechnique de Grenoble

Habilitation à diriger des recherches

Organisme : Université Joseph Fourier

Adresse : Laboratoire Gipsa-lab , UMR 5216 CNRS - Grenoble INP - Université Joseph Fourier - 11 rue des Mathématiques ; BP 46 F - 38402 SAINT MARTIN D'HERES Cedex

Téléphone : 04 76 82 64 15

E-mail : Sylvie.Charbonnier@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Principales publications :

- A. Picot, **S. Charbonnier**, A. Caplier (2011) On-line detection of drowsiness using brain and visual information, *IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 99, 1-12.
- S. Charbonnier**, L. Zoubek, S. Leseq, F. Chapotot (2011) Self evaluated automatic classifier as a decision-support tool for sleep/wake staging, *Computers in Biology and Medicine*, 41, 380-389.
- S. Charbonnier**, S. Gentil (2010) On-line adaptive trend extraction of multiple physiological signals for alarm filtering in Intensive Care Units, *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 24, 382-408.
- S. Leseq, **S. Charbonnier** (2010) Signal processing for monitoring and diagnosis : medical applications, *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 24, 343-345.
- A. Picot, **S. Charbonnier**, A. Caplier (2010) Monitoring drowsiness on-line using a single encephalographic channel. In Barros de Mello, C. A. (Eds), *Biomedical Engineering* (pp. 145-164), In-Tech.
- L. Zoubek, **S. Charbonnier**, S. Leseq, A. Bugnet, F. Chapotot (2007) Feature selection for sleep/wake stages classification using data driven methods, *Biomedical Signal Processing and Control*, 3, 171-179.

Aurélié CAMPAGNE, PhD Neurosciences cognitives

Fonctions : Maitre de conférences section Neurosciences à l' université Pierre Mendès France, Grenoble

Titres : Docteur es Neurosciences de l' Université Louis Pasteur (ULP) de Strasbourg
Maitre de conférences en Neurosciences, université Pierre Mendès France, Grenoble

Organisme : Université Pierre Mendès France

Adresse : Laboratoire de Psychologie & NeuroCognition (CNRS UMR 5105)

Bâtiment Sciences de l'Homme et Mathématiques
BP 47, 38040 Grenoble Cedex 9

Téléphone : 04 56 52 85 08 Fax : 04 76 82 78 34

E-mail : aurélie.campagne@upmf-grenoble.fr

Principales publications :

- A. Campagne**, J. Martinerie, J. Lorenceau, B. Renault. Prediction index of perceptual awareness of faces through the analysis of neuronal synchronization: Application of Support Vector Machine classifiers (en révision)
- A. Campagne**, J. Martinerie, J. Lorenceau, B. Renault. Event-related components associated to the faces visual consciousness during a faces detection task. (en préparation)

- A. Campagne**, C. Petit-Boulanger, T. Pebayle, A. Muzet. How appraisal, immersion degree and specificity degree of action influence physiological discrimination of natural scenes presenting various danger degree: studies in a driving context (en révision).

- A. Campagne**, C. Petit-Boulanger, T. Pebayle, A. Muzet. Electrodermal changes and information processing as a function of decisional latitude and risk perception in a context of social interaction: study in a driving context (en révision).

- D. Schön, R. Gordon, **A. Campagne**, C. Magne, C. Astesano, J.L. Anton, M. Besson (in press). Similar cerebral networks in language, music and song. *Neuroimage*.

- G. Dehaene-Lamberg, S. Dehaene, J.L. Anton, **A. Campagne**, P. Ciuciu, G.P. Dehaene, I. Denghien, A. Jobert, D. Lebihan, M. Sigman, C. Pallier, J.B. Poline (2006). Functional segregation of cortical language areas by sentence repetition. *Human Brain Mapping*, 27 : 360-371

- Muzet A, Pellerin N, **Campagne A**, Pebayle T, Candès V (2006). Changing the ambient temperature in a vehicle: Effects on driver vigilance level. *Sleep*, 29, Suppl. S: A31-A31.

- A. Campagne**, T. Pebayle, A. Muzet (2005). Oculomotor changes due to roads incidents during a prolonged monotonous simulated driving. *Biological Psychology*, 68, 353-368.

- J. Rogé, T. Pebayle, **A. Campagne**, A. MUZET (2005). Useful visual field reduction as a function of age and risk of accident in simulated car driving. *Investigative Ophthalmology and Visual Science*, 46(5), 1774 – 1779.

- A. Campagne**, T. Pebayle, A. Muzet (2004). Correlation between driving errors and vigilance level: influence of the driver's age. *Physiology and Behavior*, 80(4), 515-524.

NOTICE D'INFORMATION

Cette notice d'information est faite en deux exemplaires dont un sera remis aux personnes sollicitées pour participer au projet de recherche

Titre du projet : Estimation des niveaux de charge mentale, attention et vigilance par électroencéphalographie

Titre court : WAVE2

INVESTIGATEUR PRINCIPAL

Dr Laurent VERCUEIL, MD, PhD
(médecin inscrit Conseil Ordre de l'Isère)
Chef du service d'exploration
fonctionnelle du système nerveux
(EFSN)

CHU de Grenoble, Hôpital A. Michalon
- 38700 LA TRONCHE
Tél. : 04 76 76 54 88 et Fax : 04 76 76 59 28
e-mail : L.Vercueil@chu-grenoble.fr

RESPONSABLES SCIENTIFIQUES DU PROJET (COORDINATEURS)

**Stéphane Bonnet, PhD, Maître de
Conférences en Traitement de
l'Information**
CEA-LETI, STD, LE2S
Campus Minatoc, 17 rue des Martyrs
38054 Grenoble, France
Tél. : 04 38 78 40 70 et Fax: 04 38 78 54 56
e-mail: Stephane.Bonnet@cea.fr

**Aurélien Campagne, PhD, Maître de
conférences en Neurosciences**
Laboratoire de Psychologie et
Neurocognition
UMR CNRS 5105
Université Pierre Mendès-France
BP 47, 38040 Grenoble Cedex 9
Tél. : 04 56 52 85 08 et Fax:
04.76.82.78.34
e-mail : aurélien.campagne@upmf-grenoble.fr

**Promoteur :
CHU de Grenoble BP 217 38043 GRENOBLE cedex 09**

DRCl : Délégation à la Recherche Clinique et à l'Innovation
CHU Grenoble - BP - 217- Pavillons Saint Eynard – 1^{er} étage
Tél. : 04 76 76 84 55

Un contrat d'assurance responsabilité civile a été contracté dans ce cadre auprès de la Société Hospitalière d'Assurances Mutuelles, 18 rue Edouard Rochet, 69372 LYON cedex (police numéro : 135751).

Ce protocole a reçu un avis favorable de la part du Comité de Protection des Personnes Sud-Est V le 25.07.2012 et une autorisation de l'ANSM le 27.07.2012.

Objectif scientifique général :

L'objectif de ce projet de recherche est de mieux déterminer les activités cérébrales et physiologiques qui ont lieu lorsque l'on réalise des tâches de détection de cibles et/ou de mémorisation, et de déterminer comment ces activités évoluent avec notre niveau de vigilance.

Votre activité cérébrale sera enregistrée à l'aide de la méthode d'électroencéphalographie (EEG). L'EEG mesure directement les activités électriques des populations de neurones de l'ensemble de votre cerveau. Parallèlement, votre activité oculaire/palpébrale, votre activité cardiaque et votre activité électrodermale seront mesurées par l'intermédiaire des méthodes d'électro-oculographie, d'électrocardiographie et de conductance électrodermale respectivement. L'ensemble de ces techniques sont sans risque. L'EEG est utilisé de manière routinière en médecine dans un but de diagnostic chez l'adulte. Un descriptif des caractéristiques de ces méthodes est donné après le chapitre expérimentation de la présente lettre d'information. .

Expérimentation

Lieu, moment et durée : L'expérimentation aura lieu le matin au CHU de Grenoble sur la plateforme EEG recherche située dans le service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (EFSN) de l'hôpital A. Michalon Elle durera au total 3h et comprendra 40 minutes de pose et vérification des électrodes d'enregistrement, 5min. d'entraînement aux tâches, 1h30 d'expérimentation, et 30min de pauses. Préalablement à l'inclusion, les personnes susceptibles de se prêter à cette recherche biomédicale bénéficieront d'un examen médical de pré-inclusion de 10 minutes adapté à la recherche avec l'investigateur principal ou l'investigateur associé (conformément à l'article L. 1121-11). Les résultats de celui-ci vous seront communiqués directement ou par l'intermédiaire du médecin de mon choix (cf. article L1121-11 3^{ème} alinéa « Les personnes susceptibles de se prêter à des recherches biomédicales bénéficient d'un examen médical préalable adapté à la recherche. Les résultats de cet examen leur sont communiqués directement ou par l'intermédiaire du médecin de leur choix »). Une fois cette étape validée et votre consentement obtenu, vous serez accompagné et installé au niveau de la plateforme EEG. Les résultats de l'EEG vous seront communiqués directement. En cas de résultats pathologiques, ils seront communiqués au médecin de votre choix.

Procédure expérimentale

Vous serez équipé dans un premier temps d'un casque de 64 électrodes d'EEG. Quatre autres électrodes seront positionnées autour de vos yeux pour la mesure des potentiels oculaires et palpébraux. L'activité EEG est très souvent détournée par ces potentiels. Nous avons donc besoin de cette mesure afin de pouvoir les identifier et les corriger sur le signal EEG. Votre activité cardiaque sera mesurée grâce à deux électrodes positionnées sur votre torse. Enfin, votre activité électrodermale sera aussi mesurée grâce à deux électrodes positionnées sur votre index et le majeur de votre main gauche. La pose des électrodes et la vérification de la qualité des signaux recueillis par les électrodes seront ensuite effectuées et dureront au total 40 minutes maximum. Vous serez ensuite assis confortablement dans un fauteuil face à un écran d'ordinateur dans un box expérimental plongé dans une semi-obscurité afin de réaliser l'expérience. Les tâches à réaliser consisteront en une tâche de mémorisation d'une liste de chiffres entre 0 et 9 présentés visuellement ou auditivement (selon l'expérience à laquelle vous participerez) couplée ou non à une tâche de détection d'une cible parmi des distracteurs. Une séance d'entraînement d'une durée de 5 minutes précèdera le début de l'expérience, afin

de vous familiariser avec les tâches. Vous réaliserez en tout 6 blocs de tâche dont 4 de 18 minutes environ et 2 de 10 minutes environ. Les 6 blocs seront entrecoupés de quelques minutes de pauses (avec un maximum de 30 minutes de pauses au total). Une évaluation subjective de votre état d'éveil sera effectuée avant et après l'expérimentation.

A la fin de l'étude vous recevrez une indemnité de 80 euros. En cas d'arrêt prématuré de l'étude, suite à un problème technique ou suite à votre demande, vous recevrez une indemnité au prorata du temps écoulé.

Il n'existe aucun bénéfice direct concernant cette étude.

Caractéristiques de la technique d'électroencéphalographie:

Avantages : L'électroencéphalographie (EEG) est une technique non-invasive et indolore. Elle recueille simplement l'activité électrique des neurones de votre cerveau avec une précision temporelle de l'ordre de la seconde à l'aide d'un bonnet composé d'électrodes plates non intrusives, posées sur votre tête. Un gel conducteur que nous mettrons permettra de faire le lien entre les électrodes et votre cuir chevelu. .

Contraintes : Le signal EEG est sensible aux mouvements (oculaires, mouvements de la tête). PENDANT TOUTE LA DUREE DE L'EXAMEN IL EST DONC ESSENTIEL QU'ILS SOIENT LIMITEES !

Inconvénients : Du fait du nombre conséquent d'électrodes utilisés (96 ici), la pose des électrodes peut être un peu longue.

Contre-indications : Pas de contre-indications

Caractéristiques des techniques d'électrooculographie.

Avantages : L'électrooculographie (EOG) est une technique non-invasive et indolore. Elle recueille simplement les potentiels électriques générés lors de vos clignements et vos mouvements oculaires verticaux et horizontaux à l'aide d'électrodes remplies d'une pâte conductrice et positionnées autour des yeux.

Contraintes : aucune contrainte

Inconvénients : aucun inconvénient

Contre-indications : Pas de contre-indications

Caractéristiques de la technique d'électrocardiographie :

Avantages : Technique non-invasive et indolore. Elle recueille simplement les potentiels électriques générés les battements cardiaques à l'aide d'électrodes remplies d'une pâte conductrice et positionnées de part et d'autre de votre cœur.

Contraintes : aucune contrainte.

Inconvénients : aucun inconvénient

Contre-indications : Pas de contre-indications

Caractéristiques de la mesure de l'activité électrodermale :

Avantages : Technique non-invasive et indolore. Elle repose sur la mesure de conduction d'un très faible courant de 0,5 V entre deux électrodes positionnées ici sur les phalanges médianes de l'index et du majeur de la main non dominante.

Contraintes : aucune contrainte.

Inconvénients : aucun inconvénient

Contre-indications : Pas de contre-indications

Nous vous informons que vous serez inscrit dans le fichier national des personnes qui se prêtent à des recherches biomédicales (VRB : Volontaires pour la Recherche Biomédicale) prévu à l'article L.1121-16 du code de la santé publique. Vous avez la possibilité de vérifier auprès du ministre chargé de la santé l'exactitude des données vous concernant présentes dans ce fichier et la destruction de ces données au terme du délai prévu par le Code de la santé publique.

Un code d'anonymat vous sera attribué au cours de cette étude et sera respecté à tous les stades de l'étude.

Pendant la durée de l'étude, la participation simultanée à une recherche clinique ou thérapeutique impliquant l'ingestion d'un produit est interdite afin d'éviter tout biais expérimental.

Période d'exclusion : aucune période d'exclusion. Vous pouvez participer à d'autres expérimentations dès que celle-ci est terminée.

Si vous le souhaitez, vous pouvez vous faire accompagner d'une personne de confiance.

Si vous le souhaitez, vous serez informé(e) sur les résultats globaux à l'issue de la recherche par simple demande écrite auprès de l'investigateur principal. (cf. article L.1122-1)

FORMULAIRE DE CONSENTEMENT

Titre du projet : Estimation des niveaux de charge mentale, attention et vigilance par électroencéphalographie

Titre court : WAVE2

INVESTIGATEUR PRINCIPAL

Dr Laurent VERCELL, MD, PhD (médecin inscrit Conseil Ordre de l'Isère)
 Chef du service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (EFSN)

RESPONSABLES SCIENTIFIQUES DU PROJET (COORDINATEURS)

Stéphane Bonnet, PhD
 Ingénieur-Chercheur en Traitement du Signal

Sylvie Charbonnier, PhD,
 Maître de conférences en Traitement du Signal

Aurélié Campagne, PhD,
 Maître de conférences en Neurosciences

Promoteur :

**CHU de Grenoble BP 217 38043 GRENOBLE cedex 09
 DRCl : Délégation à la Recherche Clinique et à l'Innovation**

Protection des volontaires :

Cette étude est organisée conformément à la « Loi du 9/8/2004 relative à la politique de santé publique » et à la « Loi Informatique et Liberté du 6 janvier 1978 modifiée ».

Ce protocole a reçu un avis favorable de la part du Comité de Protection des Personnes Sud-Est V le 25.07.2012 et une autorisation de l'ANSM le 27.07.2012.

Le promoteur de cette étude est le C.H.U de Grenoble.

Un contrat d'assurance responsabilité civile a été contracté dans ce cadre auprès de la Société Hospitalière d'Assurances Mutuelles, 18 rue Edouard Rochet, 69372 LYON cedex (police numéro : 135 751).

Cette étude bénéficie de la déclaration réalisée par le CHU de Grenoble, de conformité à la méthodologie de référence MR-001 de la CNIL pour le traitement des données personnelles mis en œuvre dans le cadre des recherches biomédicales.

Je soussigné(e), accepte volontairement de participer à cette étude. J'ai été pleinement informé(e) par le médecin investigateur de cette recherche, sur le déroulement, la technique et les risques éventuels. Au cours de cette information, un formulaire explicatif m'a été remis. J'ai disposé d'un délai de réflexion suffisant. J'ai eu la possibilité de poser toutes les questions qui m'intéressaient au sujet de cette étude et des réponses claires m'ont été apportées.

Préablement à l'inclusion, j'ai été informé(e) que je réaliserai un examen médical de pré-inclusion adapté à la recherche (conformément à l'article L. 1121-11). Les résultats de celui-ci me seront communiqués directement ou par l'intermédiaire du médecin de mon choix (cf. article L1121-11 3^{ème} alinéa « Les personnes susceptibles de se prêter à des recherches biomédicales bénéficient d'un examen médical préalable adapté à la recherche. Les résultats de cet examen leur sont communiqués directement ou par l'intermédiaire du médecin de leur choix »).

J'ai été informé(e) également que je pourrais me faire accompagner d'une personne de confiance et que je suis libre de me retirer de l'étude à tout moment sans avoir à justifier ma décision et sans encourir aucune responsabilité ni aucun préjudice de ce fait. Je sais également que je toucherai une indemnité de 80 euros pour ma participation. En cas d'arrêt prématuré de l'étude suite à un problème technique ou suite à la demande du participant, je recevrai une indemnité au prorata du temps écoulé. J'ai été informé également que les examens passés au cours de cette étude ne m'occasionneront aucun frais.

Les données qui me concernent resteront strictement confidentielles. Je n'autorise leur consultation que par des personnes qui collaborent à la recherche désignées par le promoteur, par le médecin investigateur, et, éventuellement, un représentant des Autorités de Santé. Je consens à l'utilisation par le Médecin Investigateur, à des fins licites, de tous les résultats et informations de cette étude à condition que mon anonymat soit scrupuleusement respecté. Je suis informé(e) que les résultats des évaluations auxquelles j'accepte de participer seront exploités dans un but de recherche et ce, à titre exclusivement confidentiel dans le respect de l'anonymat conformément aux dispositions de la loi du 6 janvier 1978. J'accepte que les données enregistrées au cours de l'étude puissent faire l'objet d'un traitement informatisé. Je suis informé(e) que la mise en œuvre de mes droits d'accès et de rectification relatifs aux informations me concernant devra s'effectuer auprès de l'investigateur principal ou du coordinateur.

Si je le souhaite, je serai informé(e) sur les résultats globaux à l'issue de la recherche par simple demande écrite auprès de l'investigateur principal (cf. article L. 1122-1)

De même j'accepte d'être inscrit sur le fichier VRB (Volontaires pour la Recherche Biomédicale).

Nom du volontaire :

Date :

Date Naissance du volontaire : / /

Adresse du volontaire :

Signature du volontaire

L'investigateur confirme avoir expliqué à l'intéressé ci-dessus nommé la nature, les buts, les désagréments et les bénéfices potentiels de l'étude en question.

Nom du médecin investigateur :

Date :

Signature du médecin

INCLUSION VOLONTAIRE ADULTE

Critères d'inclusion

- Age entre 20 et 40 ans

- Droitier

- Langue maternelle française

- Niveau d'étude Bac minimum

- Vision normale ou corrigée à la normale

- Audition normale ou corrigée à la normale

- Examen médical préalable de pré-inclusion

- Affiliation à ou bénéficiaire d'un régime de sécurité sociale

- Consentement éclairé signé

oui

oui

oui

oui

oui

oui

oui

oui

Inclus si huit réponses oui

Critères d'exclusion :

- Sujets inclus dans une autre expérimentation clinique et/ou thérapeutique en cours

- Troubles important de l' audition et de la vision

- Pathologies neurologiques ou neuropsychiatriques passées ou actuelles

- Traitement médicamenteux susceptible de moduler l'activité cérébrale : benzodiazépine, antidépresseurs, neuroleptiques, lithium, etc.

- G-test positif

- Femme allaitant

- Sujet sous tutelle

oui

oui

oui

oui

oui

oui

oui

Si une réponse oui, exclusion

Date et signature du médecin investigateur ayant réalisé l'examen médical de pré-inclusion

Expérience : WAVE2

ANALYSE SUBJECTIVE DE L'ETAT DE SOMNOLENCE

Date :

Code du sujet :

Avant passation / Après passation

Veillez indiquer votre état de somnolence à ce moment précis, en entourant le chiffre correspondant à votre état. Vous pouvez aussi utiliser les états intermédiaires.

1 = Très éveillé

2=

3= Eveillé – niveau normal

4=

5= Ni éveillé, ni somnolent

6=

7= Somnolent, mais sans effort pour rester éveillé

8=

9= Très somnolent avec de grands efforts pour rester éveillé, luttant contre le sommeil

Annexe C

Profils de fatigue des participants du protocole WAVE²

Sujet	Performances		EEG (Puissance)						Activité oculaire (taux de clignements)		Activité cardiaque				Profil de fatigue		
			TC			TT					TC		TT				
			δ	θ	α	α	δ	θ			α	HR	HRV	HR			
1	↘	↘ & ↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↘	↗	↗	↗	X		
2	↘	↘	↗	↗	↗	↗	↗	↗	∅	↗	↗	↗	↗	∅	?		
3	∅	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	X		
4	↘	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	∅	∅	X		
5	∅	↘ & ↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	X		
6	↗	↘ & ↗	∅	∅	∅	∅	∅	∅	↗	∅	Données corrompues						?
7	↗	↘	↘	↘	↘	↘	↘	↘	∅	↘	↘	∅	↘	∅	?		
8	↘	↘	↗	∅	↗	↗	↗	↗	↘	↗	↗	↗	↗	↗	?		
9	↘ & ↗	∅	↘	↘	↗	↗	∅	∅	↘	↗	↘	↗	↘	↗	?		
10	↗	↘	↘	↘	∅	↘	↘	∅	∅	↘	↘	↗	↘	↗			
11	↗	↗ & ↘	↘	↘	↘	↘	↘	↘	∅	↘	↗	↗	∅	↗		?	
12	↗	↘	↘	∅	∅	↗	↗	∅	↘	↘	↘	∅	↘	↗	X		
13	↘	↗ & ↘	↗	↗	↘	↗	↗	↘	↗	↗	↘	↗	↘	↗	X		
14	↘	↘	↘	∅	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↘	↗	↘	∅	X		
15	↗ & ↘	↘ & ↗	↘	∅	∅	∅	∅	∅	↘	↘	↘	↗	∅	∅		?	
16	∅	↗	↗	↗	↗	↗	∅	∅	↗	↗	↘	↗	∅	↗	X		
17	↘ & ↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	↗	X		
18	↗	↘	↗	↗	↘	↗	↗	↗	↗	↗	↘	↘	↘	∅	?		
19	↘ & ↗	↘	↘	↘	↗	∅	∅	↗	↗	↗	↘	↗	↘	∅	?		X
20	↘	↘	↗	↗	↗	∅	∅	∅	↗	∅	↘	↗	↘	∅	X		

FIGURE C.1 – Profils de fatigue des participants du protocole WAVE² : catégorisation selon leurs performances comportementales, leur puissance en delta, thêta et alpha et leur activité oculaire et cardiaque au cours de l'expérience (En gras : différence significative sur les données de temps de réaction). *TC* : tâche contrôle ; *TT* : tâche test ; *HR* : rythme cardiaque instantané ; *HRV* : variabilité cardiaque dans le domaine temporel.

Annexe D

Données supplémentaires du chapitre VII

Facteur	Tâche	Item	Cible				Distracteur				Neutre			
			Faible		Élevée		Faible		Élevée		Faible		Élevée	
			Court	Long	Court	Long	Court	Long	Court	Long	Court	Long	Court	Long
		Charge Temps passé sur la tâche												
		TR	478,91 (50,21)	496,49 (76,65)	581,32 (50,17)	592,88 (67,53)	513,31 (57,02)	516,70 (59,28)	594,12 (65,30)	599,35 (61,17)	514,49 (70,14)	507,51 (56,81)	592,77 (67,66)	591,98 (70,72)
		Just.	0,97 (0,07)	0,97 (0,08)	0,90 (0,10)	0,89 (0,08)	0,97 (0,04)	0,95 (0,06)	0,88 (0,09)	0,88 (0,10)	0,95 (0,05)	0,95 (0,06)	0,91 (0,07)	0,88 (0,08)
		TR	495,03 (42,90)	519,15 (48,88)	493,96 (62,03)	510,69 (71,8)	451,58 (58,89)	458,75 (67,69)	451,49 (62,98)	452,84 (63,36)	373,96 (60,30)	385,82 (70,4)	381,88 (72,46)	392,97 (77,62)
		Just.	0,95 (0,07)	0,96 (0,07)	0,97 (0,06)	0,96 (0,08)	0,98 (0,02)	0,97 (0,03)	0,99 (0,01)	0,98 (0,02)	0,98 (0,03)	0,97 (0,03)	0,99 (0,02)	0,98 (0,02)

FIGURE D.1 – Performances comportementales : moyennes (écarts-types). TR : Temps de réponse ; Just. : Justesse des réponses.

	N1		N2		P2		P3		N400	
	F	p	F	p	F	p	F	p	F	p
Item x Charge Elect Charge TPT	F(2,38)=11.24	<.001*	F(2,36)=1.50	.24	F(2,36)=7.01	<.01*	F(2,28)=11.10	<.001*	F(2,32)=20.99	<.001*
	F(11,209)=6.79	<.001*	F(8,144)=9.86	<.001*	F(28,504)=20.77	<.001*	F(27,378)=4.82	<.001*	F(30,480)=3.24	<.001*
	F(1,19)=3.17	.09	F(1,18)=.01	.94	F(1,18)=1.48	.50	F(1,14)=.08	.76	F(1,16)=.08	.78
	F(1,19)=.81	.38	F(1,18)=.21	.65	F(1,18)=.39	.54	F(1,14)=1.90	.19	F(1,16)=1.35	.26
Item x Elect Charge x Elect TPT x Elect	F(22,418)=5.43	<.001*	F(16,288)=1.97	<.05*	F(56,1008)=1.39	<.05*	F(54,756)=3.22	<.001*	F(60,960)=1.49	<.05*
	F(11,209)=.21	.99	F(8,144)=.93	.50	F(28,504)=1.47	.06	F(27,378)=.73	.84	F(30,480)=.64	.93
	F(11,209)=.82	.62	F(8,144)=.64	.75	F(28,504)=1.03	.42	F(27,378)=2.95	<.001*	F(30,480)=.63	.94
Item x Charge Item x Charge x Elect	F(2,38)=.25	.78	F(2,36)=.48	.62	F(2,36)=.01	.99	F(2,28)=3.13	.06	F(2,32)=.10	.90
	F(22,418)=1.63	<.05*	F(16,288)=1.25	.23	F(56,1008)=1.12	.25	F(54,756)=1.45	<.05*	F(60,960)=1.12	.26
Item x TPT Item x TPT x Elect	F(2,38)=.88	.42	F(2,36)=.83	.44	F(2,36)=1.80	.18	F(2,28)=1.01	.38	F(2,32)=.38	.68
	F(22,418)=.86	.66	F(16,288)=.74	.75	F(56,1008)=1.75	<.01*	F(54,756)=.62	.98	F(60,960)=1.40	<.05*
Charge x TPT Charge x TPT x Elect	F(1,19)=1.57	.23	F(1,18)=.70	.41	F(1,18)=1.93	.18	F(1,14)=.04	.85	F(1,16)=.29	.60
	F(11,209)=1.29	.23	F(8,144)=.84	.57	F(28,504)=.67	.91	F(27,378)=1.82	<.01*	F(30,480)=.40	.99
Item x Charge x TPT Item x Charge x TPT x Elect	F(2,38)=.05	.95	F(2,36)=1.47	.24	F(2,36)=.25	.78	F(2,28)=.27	.76	F(2,32)=.91	.41
	F(22,418)=1.21	.24	F(16,288)=1.85	<.05*	F(56,1008)=.87	.73	F(54,756)=.96	.56	F(60,960)=1.12	.25

FIGURE D.2 – Résultats statistiques des potentiels évoqués. *Elect.* : électrode ; *TPT* : temps passé sur la tâche.

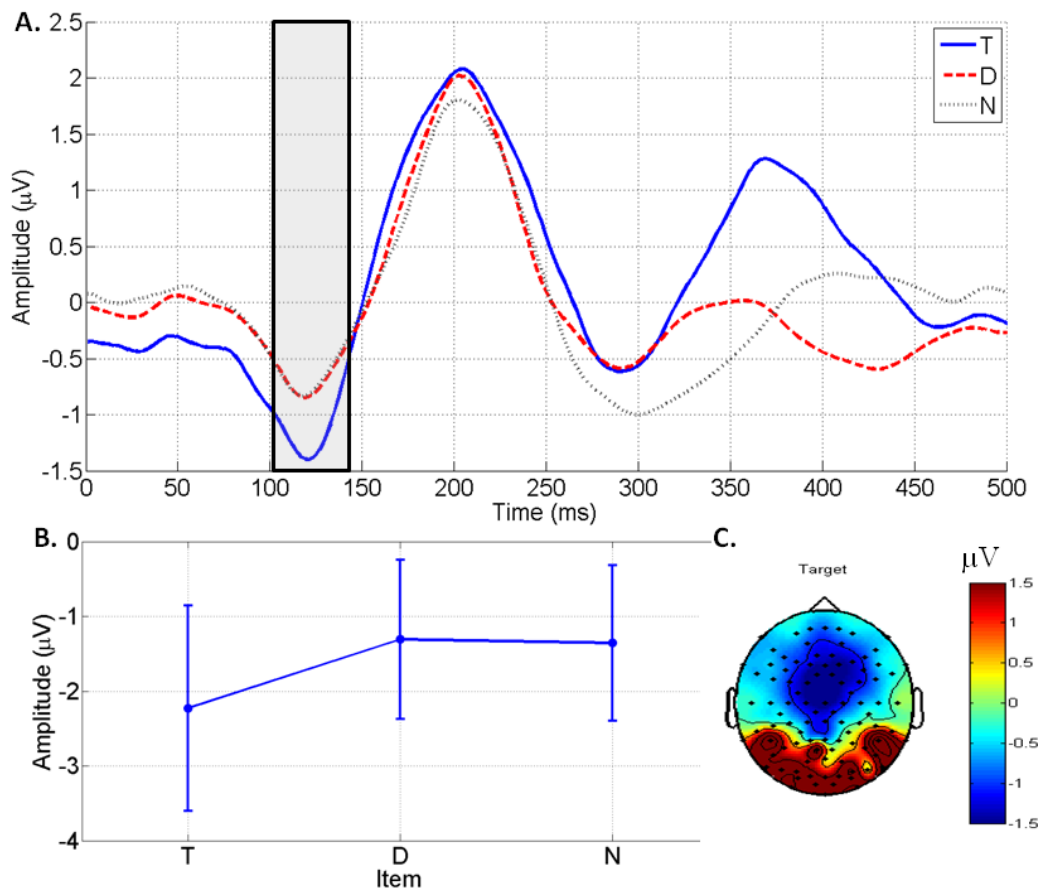


FIGURE D.3 – Effet du type d’item sur la composante N1. Moyennes à travers les sujets. A. Potentiel évoqué au niveau de l’électrode FC2. Aire grisée : fenêtre d’analyse. B. Valeurs moyennes et écarts-types de l’amplitude du pic de la composante à l’électrode FC2. C. Distribution topographique lors du pic de la N1 pour les items cibles.

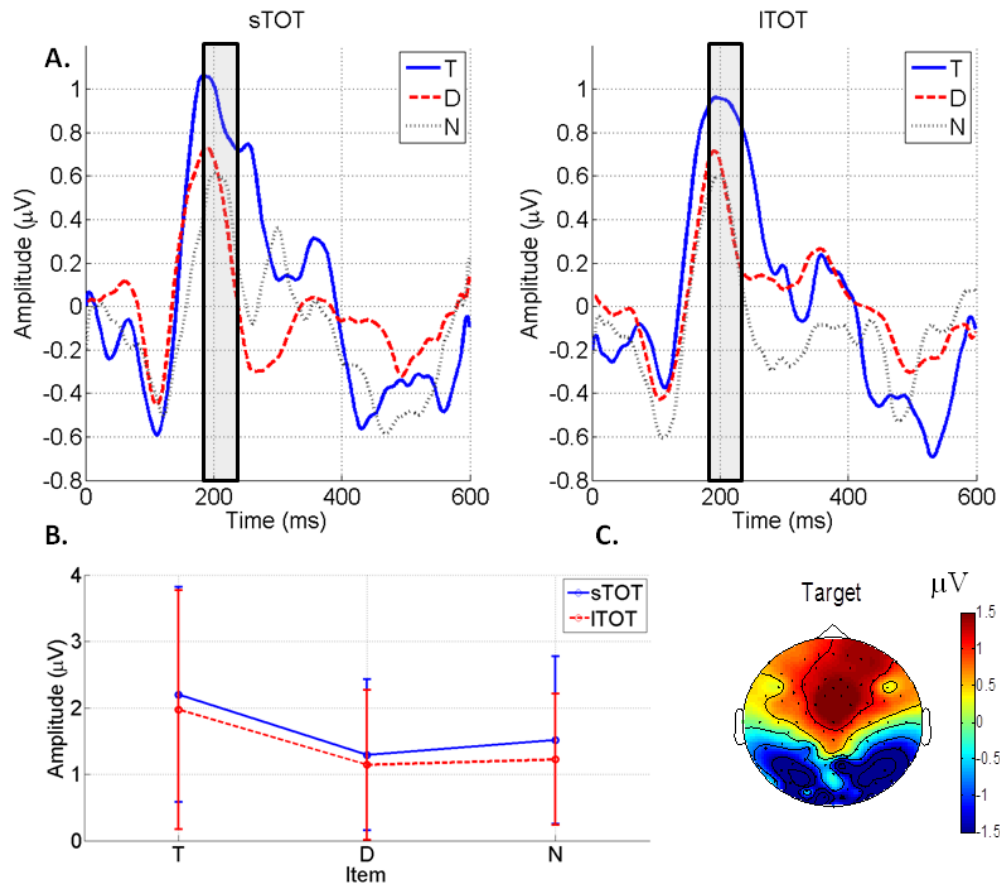


FIGURE D.4 – Effet du temps passé sur la tâche sur l'effet d'item pour la composante P2. Moyennes à travers les sujets. A. Potentiel évoqué au niveau de l'électrode F8. Aire grisée : fenêtre d'analyse. B. Valeurs moyennes et écarts-types de l'amplitude du pic de la composante à l'électrode F8. C. Distribution topographique lors du pic de la P2 pour les items cibles.

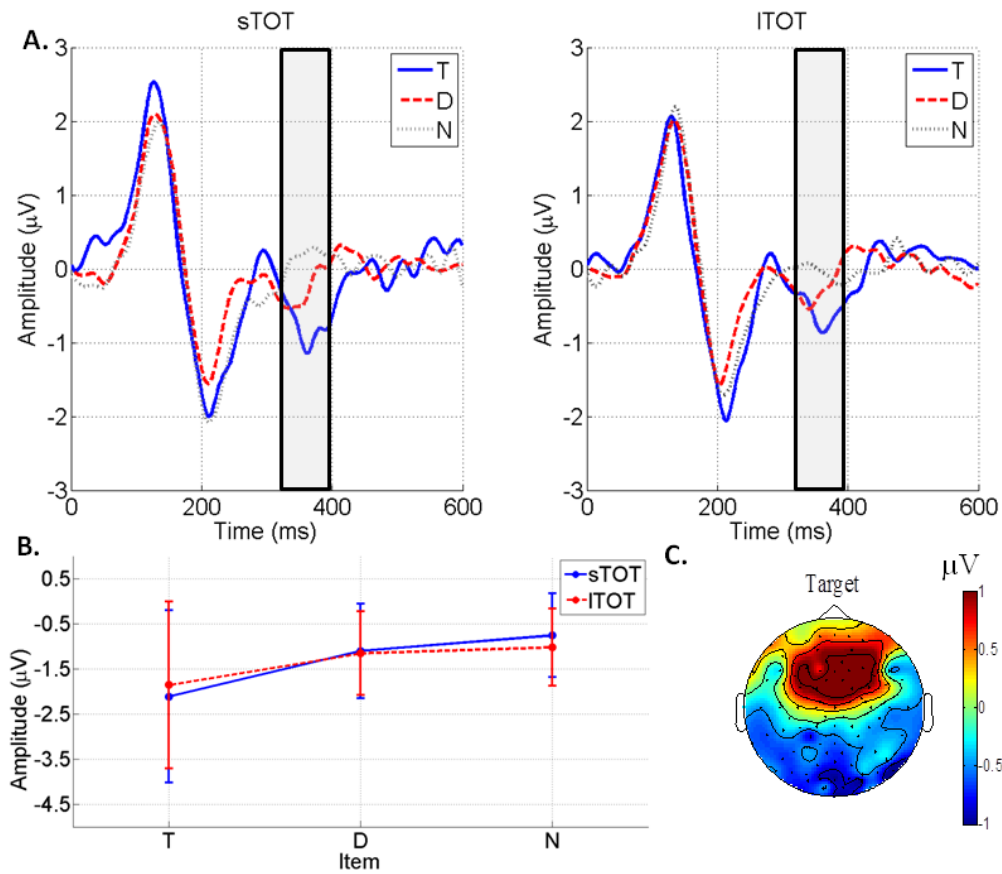


FIGURE D.5 – Effet du temps passé sur la tâche sur l'effet d'item pour la composante N400. Moyennes à travers les sujets. A. Potentiel évoqué au niveau de l'électrode OI2h. Aire grisée : fenêtre d'analyse. B. Valeurs moyennes et écarts-types de l'amplitude du pic de la composante à l'électrode OI2h. C. Distribution topographique lors du pic de la N400 pour les items cibles.

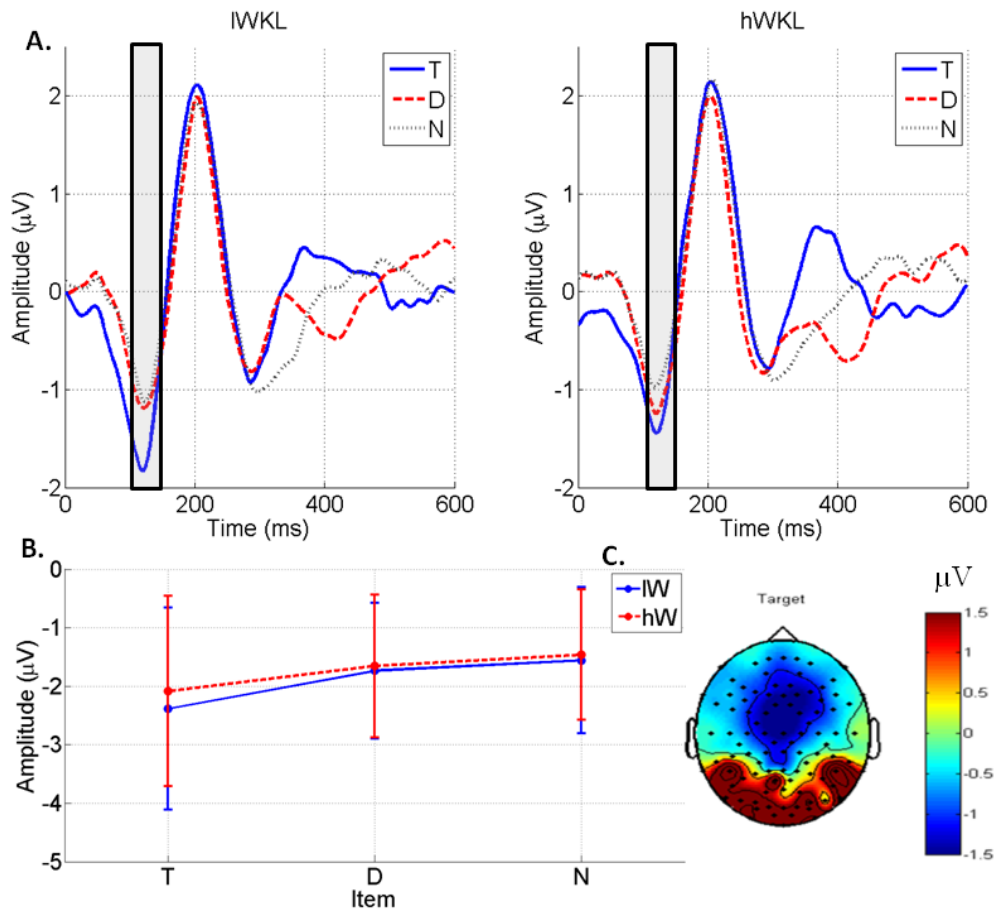


FIGURE D.6 – Effet de la charge mentale sur l'effet d'item pour la composante N1. Moyennes à travers les sujets. A. Potentiel évoqué au niveau de l'électrode Cz. Aire grisée : fenêtre d'analyse. B. Valeurs moyennes et écarts-types de l'amplitude du pic de la composante à l'électrode Cz. C. Distribution topographique lors du pic de la N1 pour les items cibles.

Annexe E

Dossier CPP du projet CARACOG

Caractérisation de corrélats neuronaux tâche-indépendants de différents niveaux de charge mentale

Titre court : CARACOG

Promoteur : CHU de Grenoble
CHU de Grenoble – CS10217 – 38043 Grenoble cedex 9

Personne habilitée à signer le protocole au nom du Promoteur :
Mme Hélène SABBAGH-GUILLAUME – Directrice de la Recherche et des Partenariats
Délégation à la Recherche Clinique et à l'Innovation (DRCl), CHU de Grenoble, BP 217 –
38043 Grenoble cedex 9. Tél : 04 76 76 56 09 - Fax 04 76 76 52 21

Investigateur principal

Dr Laurent Vercueil neurologue, praticien hospitalier,
N° ordre 38/7338, n° ADELI 10002435757
Chef du service d'explorations fonctionnelles du système nerveux (EFSN)
CHU de Grenoble (Pôle de Psychiatrie et de neurologie, Pr T. Bougerol),
Hôpital A. MICHALON - 38700 LA TRONCHE
Tél. : 04 76 76 54 88 et Fax : 04 76 76 59 28
e-mail : L.Vercueil@chu-grenoble.fr

Responsables scientifiques du projet

Stéphane Bonnet, PhD, Ingénieur-Chercheur en Traitement de l'Information
CEA-LETI, STD, LE2S
Campus Minatex, 17 rue des Martyrs
38054 Grenoble, France
Tél : 04 38 78 40 70 et Fax: 04 38 78 54 56
e-mail: stephane.bonnet@cea.fr

Sylvie Charbonnier, PhD, Maître de conférences en Traitement de l'Information
ENS2S
Domaine Universitaire - BP46
38402 Saint Martin d'Hères
Tél : 04 76 82 64 15 et Fax: 04 76 82 63 88
e-mail: sylvie.charbonnier@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Aurélien Campagne, PhD, Maître de conférences en Neurosciences
Laboratoire de Psychologie et Neurocognition
UMR CNRS 5105
Université Pierre Mendès-France
BP 47, 38040 Grenoble Cedex 9
Tél : 04 56 52 85 08 et Fax: 04 76 82 78 34
e-mail : aurélien.campagne@upmf-grenoble.fr

Intervenants : Raphaëlle Roy, doctorante au LE2S (CEA-LETI), 3^{ème} année, Sylvain Harquel, ingénieur d'étude (CNRS), et Dr C. Boute, neurologue.

Lieu de recherche : Plateforme EEG, Service d'exploration fonctionnelle du système nerveux, CHU Grenoble.

RESUME

Titre :
Caractérisation de corrélats neuronaux tâche-indépendants de différents niveaux de charge mentale

Investigateur principal :

Dr Laurent Vercueil, MD, PhD, N° Conseil Ordre des Médecins: 38/7338

Responsables scientifiques du projet :

- Stéphane Bonnet (Ingénieur-Chercheur CEA), PhD Traitement du Signal, Laboratoire Electronique et Systèmes pour la Santé (LE2S, CEA-LETI), Grenoble
- Sylvie Charbonnier (MCF), PhD Traitement du Signal, Gipsa-Lab, Grenoble
- Aurélien Campagne (MCF), PhD Neurosciences cognitives, Laboratoire de Psychologie et Neurocognition, Grenoble.

Promoteur:

CHU de Grenoble – BP 217 – 38043 Grenoble cedex 9

Centres d'étude :

Plateforme EEG, Service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (EFSN), CHU Grenoble.

Objectif principal :

Les interfaces cerveau-machine (ICMs) dites passives permettent de caractériser des états cognitifs d'un individu à partir de son activité cérébrale. L'outil de mesure le plus utilisé dans le cadre des ICMs est l'électroencéphalographie (EEG). Ce projet de recherche vise à évaluer et caractériser les corrélats neuronaux de différents niveaux de charge mentale pour des tâches variées classiquement utilisées dans la littérature. En effet, aucune étude à notre connaissance n'a été réalisée afin de déterminer des marqueurs électro-physiologiques de la charge qui soient robustes et indépendants du type de tâche réalisé. Or, la mise au jour de ces corrélats nous permettrait de concevoir des systèmes de suivi de charge mentale applicables en situation réelle pour des tâches de la vie quotidienne ou réalisées dans le cadre du travail. Les tâches réalisées par les sujets seront 1) une tâche de Sternberg (Sternberg, 1966) classique, ainsi qu'une forme modifiée pour ajouter une pression temporelle, 2) une tâche de n-back (Kirchner, 1958), 3) une tâche de calcul mental, et 4) enfin la MATB (Multi-Attribute Task Battery, Comstock & Arnegard, 1991), un test incluant plusieurs tâches à réaliser en parallèle.

Objectif secondaire :

L'acquisition des mesures électro-physiologiques lors de ce protocole permettra, une fois les corrélats neuronaux déterminés, d'effectuer des développements algorithmiques permettant la création d'une interface cerveau-machine « passive » permettant une mesure en temps-réel de la charge mentale d'un opérateur.

Méthodologie :

Etude fondamentale avec un protocole en EEG comprenant différentes tâches avec des variations intrinsèques de niveau de difficulté dans chacune d'entre elles.

Nombre de participants :

30 participants sains droitiers âgés de 20 à 40 ans participeront à cette étude (voir justification « Matériel et Méthodes »).

Durée de l'étude : 2 ans

Durée de participation des sujets :

La durée totale d'expérimentation sera de 3h (voir justification dans « Matériel et Méthodes»). Préablement, chaque participant sain sera soumis à une visite de pré-inclusion de 10 minutes environ comprenant un entretien médical de 5 minutes avec l'investigateur principal du CHU Grenoble.

Calendrier de l'étude : Mai 2014 à Mai 2016

Calendrier prévisionnel de l'étude

Durée de l'étude par participant : 3h

Date prévue pour le début des inclusions : Mai 2014

Date prévue pour la fin des inclusions : Mai 2015

Date prévue pour la fin de l'étude si différente : Mai 2016

GLOSSAIRE DES ACRONYMES

EEG : électro-encéphalographie

EOG : électro-oculographie

ECG : électro-cardiographie

ICM : Interface cerveau-machine

SOMMAIRE

CALENDRIER PREVISIONNEL DE L'ETUDE	3
GLOSSAIRE DES ACRONYMES.....	4
SOMMAIRE.....	5
I. PROBLEMATIQUE GENERALE DE L'ETUDE.....	7
II. OBJECTIFS DE L'ETUDE ET HYPOTHESES	11
III. MOYENS.....	12
IV. MATERIEL ET METHODES.....	13
4.1 Participants.....	13
• Nombre de participants.....	13
• Recrutement.....	13
• Critères d'inclusion.....	14
• Critères de non-inclusion.....	14
• Critères d'exclusion.....	14
• Ingestion d'alcool.....	14
• Sommeil des participants.....	14
4.2. Expérimentation.....	15
• Durée de participation et procédure générale de l'étude.....	15
• Acquisition des données.....	15
V. BENEFICES ET RISQUES PREVISIBLES ET CONNUS	25
VI. VIGILANCE/ ARRET PREMATURE DE L'ETUDE.....	25
6.1. Définitions.....	25
• Evénement indésirable (Evi).....	25
• Evénement indésirable grave (EviG).....	26
• Effet indésirable d'un dispositif médical ou d'un dispositif médical de diagnostic in vitro.....	26
• Effet indésirable grave (EiG).....	26
• Effet indésirable maintenu.....	26
• Imputabilité.....	26
• Intensité.....	27
6.2. Responsabilités.....	27
• Responsabilités de l'Investigateur.....	27
• Responsabilités du promoteur.....	27
6.3. Modalités et délais de déclaration par l'investigateur.....	28
• Modalités de déclaration.....	28
• Période de déclaration.....	28

6.5. Rapport annuel de sécurité.....	29
6.6. Constats de symptômes pathologiques suite à l'analyse des données acquises.....	29
6.7. Arrêt prématuré de l'étude.....	30
• Critères d'arrêt de l'étude pour un sujet qui y participe.....	30
• Arrêt de l'étude par le promoteur.....	30
• Arrêt de l'étude par l'investigateur.....	30
6.8. Période d'exclusion.....	30
Confidentialité des données.....	31
CONTROLE ET ASSURANCE QUALITE.....	30
Consignes pour le recueil des données.....	30
Contrôle de Qualité.....	31
gestion des données.....	31
Audit et inspection.....	31
CONSIDERATIONS ETHIQUES ET REGLEMENTAIRES.....	32
VII. ARCHIVAGE.....	32
VIII. REGLES RELATIVES A LA PUBLICATION.....	32
IX. ASPECTS MATERIELS ET LEGAUX.....	33
9.2. Durée de l'étude.....	33
9.3. Avis et Autorisation.....	33
9.4. CNIL.....	34
9.5. Modification substantielle.....	34
X. INFORMATION ET CONSENTEMENT DES PARTICIPANTS.....	34
XI. SIGNATURES PROMOTEUR ET INVESTIGATEUR PRINCIPAL.....	35
REFERENCES.....	36
ANNEXES.....	40
1) CV INVESTIGATEUR PRINCIPAL.....	40
2) CV RESPONSABLES SCIENTIFIQUES DU PROJET.....	43
INCLUSION VOLONTAIRE ADULTE.....	47

I. PROBLEMATIQUE GENERALE DE L'ETUDE

Ce projet de recherche vise à identifier les signatures neurophysiologiques propres à différents niveaux de charge mentale, et ce, lors de la réalisation de tâches de différente nature réalisées par tous les participants au sein de la même étude. Cet objectif principal de détermination de marqueurs s'accompagnera d'un travail méthodologique consistant à développer des algorithmes de classification robustes et prédictifs de ces niveaux de charge en temps-réel et ce, en vue de l'implémentation d'une interface cerveau-machine dite « passive », présentant un intérêt majeur pour un opérateur en situation de travail qui effectue des tâches de complexité importante. Des mesures annexes d'activité électro-physiologique seront aussi enregistrées afin de valider les états de charge, en plus des performances comportementales.

Charge mentale

La charge mentale se définit de différente manière selon les auteurs, les champs disciplinaires et les applications. De manière générale, on considère que celle-ci reflète une difficulté de la tâche effectuée et l'effort mental associé (Gevins & Smith, 2007). Cette difficulté peut donc être caractérisée en termes de quantité de ressources cognitives engagées. Cet engagement de ressources pour répondre à une difficulté donnée peut ainsi correspondre à une augmentation de la charge en mémoire à court terme ou de travail pour une même tâche à réaliser, à une augmentation du nombre d'items ou tâches à réaliser en parallèle, ou encore sur la rapidité à laquelle doit être effectuée la tâche, c'est-à-dire en situation de stress dû à une pression temporelle.

L'effet de cette charge mentale sur le comportement comme sur l'activité électro-encéphalographique a été extensivement documenté dans la littérature. Grâce au paradigme classique de mémorisation d'items et de recherche en mémoire de Sternberg (Sternberg, 1966), il est montré que le temps de réaction des sujets augmente linéairement avec le nombre d'items à mémoriser (Sternberg, 1969 ; Gomarus et al., 2006). Il en est de même avec l'augmentation du nombre de tâches à traiter en parallèle (Cain, 2007).

Parallèlement, sur le plan électrophysiologique, plusieurs études montrent une modulation de la puissance spectrale de certaines bandes de fréquence avec le niveau de charge mentale. Ainsi, lors de l'augmentation de la charge mentale, une diminution de la puissance spectrale en alpha (8-14Hz) en centro-pariétal (e.g. Pz) est observée conjointement à une augmentation de la puissance en theta (4-8Hz), voie delta (0-4Hz), en centro-frontal (e.g. Fz) (Schober et al., 1995; Gevins & Smith, 2000 ; Missonier et al., 2006 ; Gomarus et al., 2006). Plusieurs études montrent également des variations dans la bande de fréquence gamma avec la difficulté de la tâche et le niveau de charge mentale des individus (Koles & Flor-Henry, 1981 ; Dussault et al., 2005 ; Bertka et al., 2007 ; Ossandón et al., 2011). De ces variations a découlé la création de plusieurs indices, comme par exemple le ratio de l'activité fronto-centrale en theta et de l'activité pariétale en alpha (Gevins & Smith, 2003 ; Holm et al., 2009).

Concernant les études en potentiels évoqués (PE), celles-ci ont principalement été menées grâce à des tâches concurrentes de détection de cibles. L'amplitude de la composante P300 des cibles serait un indice fiable de l'allocation de ressources en mémoire de travail (Kok, 2001; Fu & Parasuraman, 2007). Des études montrent ainsi une diminution d'amplitude de la P300 avec l'augmentation de charge mentale (Nanati & Gomer, 1981 ; Kok, 2001 ;

Schultheis & Jamesson, 2004 ; Holm et al., 2009). Outre cette P300, quelques auteurs mettent aussi en évidence une modulation de composantes neuronales plus précoces avec la charge mentale : il s'agit des composantes N1, N2 et P2, qui voient elles aussi leur amplitude diminuer avec l'augmentation de la charge (Miller et al., 2011 ; Allison & Polich, 2008). Enfin, concernant les potentiels évoqués spécifiques des items à rechercher en mémoire, toutes ses composantes de 150 à 800ms seraient diminuées en cas de charge élevée en Cz (Gomarus et al., 2006).

Toutefois, les auteurs qui ont déterminé ces modulations électro-physiologiques en fonction de la charge ont utilisé des tâches variées qui jouent sur des processus allant de la mémoire à court terme ou de travail (trappel, Sternberg, n-back ; Gevins & Smith, 2000 ; Kok, 2001 ; Missonier et al., 2006 ; Gomarus et al., 2006 ; Bertka et al., 2007), à l'attention divisée (nombre d'items ou de tâches à réaliser en parallèle ; Kok, 2001 ; Allison & Polich, 2008 ; Holm et al., 2009) en passant par des tâches réalisées sous pression temporelle, et/ou des tâches plus écologiques comme la lecture (Schultheis & Jamesson, 2004), le calcul mental (Bertka et al., 2007), les jeux vidéo (Miller et al., 2011 ; Allison & Polich, 2008) ou le pilotage en simulateur de vol (Nanati & Gomer, 1981 ; Dussault et al., 2005).

A notre connaissance, seuls Bertka et al. (2007) ont tenté de déterminer des corrélats électro-physiologiques du niveau de charge indépendants de la tâche réalisée dans le cadre d'une même expérience. Ils se sont concentrés sur une seule caractéristique, à savoir la puissance dans les bandes de fréquence classiques en EEG. De plus, ils ont utilisé des tâches ne faisant appel qu'à deux types de processus différents, à savoir la mémoire de travail et les fonctions exécutives recrutées lors du calcul mental.

Enfin, il est intéressant de noter que ces modifications cérébrales s'accompagnent de modifications périphériques. En effet, une augmentation de la complexité de la tâche augmente le rythme cardiaque des sujets (Velman & Gaillard, 1996) et diminue sa variabilité (Henelius et al., 2009 ; Hoover et al., 2011). D'autre part, certains auteurs rapportent que la fréquence des clignements diminue avec l'augmentation de la charge (Holland & Tarlow, 1972), tandis que d'autres montrent que celle-ci augmente avec la difficulté de la tâche (Tamaka & Yamaoka, 1993).

Interfaces cerveau-machine « passives »

Une interface cerveau-machine (ICM) est un système permettant un échange d'informations entre le cerveau d'un individu et une machine extérieure à celui-ci sans passer par une activité motrice, en utilisant comme entrée l'activité neuronale de la personne (Wolpaw et al., 2002). De par son faible coût, sa haute résolution temporelle, son caractère non-invasif et son utilisabilité sur le terrain, la technique d'électroencéphalographie (EEG) est classiquement utilisée pour ce type d'interfaces. Les ICM ont d'abord été développées dans le but d'apporter un canal de communication à des personnes ne pouvant plus effectuer d'activité motrice telles que celles souffrant de « locked-in » syndrome, ou les personnes tétraplégiques. Les ICM leur donnent la possibilité de contrôler un effecteur grâce à leur propre activité cérébrale (Grainann et al., 2010 ; Wolpaw et al., 2002). On parle alors dans ce cas d'ICM *actives* puisque l'individu va chercher à contrôler volontairement un système (Zander et al., 2010). Depuis peu, de nouveaux systèmes ICM ont fait leur apparition, les ICM *passives* : celles-ci n'utilisent plus une activité cérébrale volontairement dirigée vers le contrôle d'un effecteur, mais utilisent, en revanche, l'activité cérébrale de l'individu pour enrichir la communication

homme-machine de manière implicite (George & Lécuyer, 2010) ou pour servir d'indicateur de son état mental à des fins de contrôle de conditions de sécurité, comme par exemple dans des situations de pilotage ou de conduite automobile (Putze et al., 2010).

Plusieurs auteurs ont cherché à appliquer des techniques d'ICM actives à l'estimation de l'état cognitif en se basant notamment sur des mesures de charge mentale (Honal & Schultz, 2008 ; Grimes et al., 2008 ; Holm et al., 2009 ; Heger et al., 2010 ; Antonenko et al., 2010 ; Kahol et al., 2011 ; Wang et al., 2012 ; Baldwin & Peramanda, 2012 ; Christensen et al., 2012 ; Brouwer et al., 2012 ; Nourbakhsh et al., 2013). Or, un nouveau défi dans le champ des ICM passives est la réalisation d'un système qui soit tâche-indépendant, c'est-à-dire dont l'estimation du niveau de charge soit efficace quelle que soit la tâche qu'est en train de réaliser le sujet. Baldwin & Peramanda (2012) ont ainsi récemment proposé un système permettant de classer le niveau de charge d'une tâche de mémoire lorsque le système est entraîné à reconnaître les niveaux de charges sur une autre tâche, de mémoire elle aussi.

Systèmes existants

A l'heure actuelle, il existe quelques systèmes développés afin de permettre une évaluation temps-réel de la charge d'un individu, tels que les systèmes B-Alert, développé par la compagnie américaine Advanced Brain Monitoring en 2000 (Levendowsk et al., 2000) le système Qstastes, développé par QUASAR (Quantum Applied Science and Research ; McDonald and Soussou, 2011), et le système SMART (Sensor-based Mental Assessment in Real Time), développé par Lockheed Martin Advanced Technology Laboratories (Tremoulet et al., 2009).

Manques & problématique de l'étude

Bien qu'il existe une littérature conséquente concernant l'estimation du niveau de charge mentale en électro-encéphalographie, la majorité des études ne concerne l'estimation que d'un type de charge mentale, par le biais de tâches ne faisant appel qu'à un certain type de processus cognitifs. De plus, ces études n'analysent majoritairement qu'un type de corrélats neuronaux. Enfin, à notre connaissance, les systèmes d'estimation de la charge sont aussi basés uniquement sur un type de tâche. Or, les systèmes gagneraient en précision et fiabilité s'ils étaient construits à partir de corrélats neuronaux indépendants du type de charge mentale et donc de la tâche réalisée par la personne. Ainsi, ces systèmes pourraient être transposables pour des tâches de la vie quotidienne.

Il nous semble donc manquer dans la littérature une étude déterminant des corrélats neuronaux reflétant des niveaux de charge mentale différents, cette détermination étant effectuée au sein d'une même étude, sur les mêmes participants, lors de la réalisation de tâches faisant appel à différents processus cognitifs. Ainsi, dans le cadre de ce projet nous allons chercher à identifier les marqueurs électro-physiologiques les plus pertinents pour caractériser le niveau de charge mentale d'un individu indépendamment de la tâche. Pour cela, le protocole expérimental comprendra la réalisation par les participants de quatre tâches différentes aléatorisées faisant appel aussi bien à des processus de mémoire de travail, qu'à des processus d'attention divisée et de certaines fonctions exécutives. Au moins deux niveaux de charge seront testés pour chacune des tâches. Notre projet impliquera des analyses classiques des données électro-

encéphalographiques (données spectrales et de PE) pour une première sélection des mesures pertinentes, suivies de l'application d'algorithmes de classification qui affineront et sélectionneront les variables les plus discriminantes des états étudiés, indépendantes de la tâche. Enfin, des mesures en électro-oculographie et électro-cardiographie seront effectuées afin de compléter les mesures comportementales pour valider les états de charge des participants.

II. OBJECTIFS DE L'ETUDE et HYPOTHESES

Objectif principal :

A l'aide d'une diversité de tâches réalisées par les sujets, ce projet de recherche a pour objectif général de mettre au jour les signatures électro-physiologiques caractéristiques des états de charge mentale indépendamment de la tâche. Le but étant de réaliser une estimation fiable de ces états à l'aide d'algorithmes de classification.

Critère de jugement principal :

Les différents niveaux de charge mentale seront évalués à travers des mesures comportementales (TR, justesse), des mesures d'activité électrique périphérique (EOG et ECG) et une diversité de corrélats neuronaux extraits des signaux électro-encéphalographiques.

Les processus neuronaux mis en jeux seront notamment mesurables en termes de :

- modulation d'amplitude et de latence de potentiels évoqués
- perturbations spectrales évoquées et induites dans certaines bandes de fréquence (delta, alpha, theta, beta et gamma)
- et de modulation de puissance spectrale de l'activité spontanée au cours du temps dans les mêmes bandes de fréquence que précédemment.

Objectif secondaire :

L'objectif secondaire de ce projet de recherche sera le développement d'algorithmes de classification robustes permettant de déterminer hors-ligne (off-line), puis en temps réel, l'état de charge mentale d'un individu, lesquels seront validés lors de tâches plus écologiques, notamment sur un démonstrateur, dans le cadre d'un autre protocole expérimental.

Hypothèses :

Les attentes de ces études sont des **modulations similaires sur l'ensemble des tâches avec la variation du niveau de charge mentale**, avec :

En comportemental :

- Une augmentation des temps de réaction et une diminution de la justesse des réponses avec l'augmentation de la charge.

En potentiels évoqués :

- Une diminution de l'amplitude des composantes précoces (N1, N2, P2) comme tardives (P300) avec l'augmentation de la charge.

En activité fréquentielle :

- Une diminution de la puissance en alpha en centro-pariétal et une augmentation de la puissance en delta et theta en fronto-central avec l'augmentation de la charge.

Autres mesures électro-physiologiques :

- Activité palpébrale :
- Une augmentation du taux de clignements devrait être observée avec l'augmentation de la charge.

- Activité cardiaque :

Le rythme cardiaque, comme sa variabilité, devraient augmenter avec l'augmentation de la charge mentale.

III. MOYENS

Cette étude s'inscrit dans le cadre d'une thèse réalisée par Raphaëlle Roy au CEA-LETI, LE2S et ayant pour sujet l'« Estimation de paramètres caractéristiques de l'état cognitif d'une personne par électroencéphalographie ». Cette thèse est multidisciplinaire et comporte des études en Neurosciences Cognitives, ainsi que des recherches en Traitement du signal. En effet, celle-ci vise à développer une interface cerveau-machine dite « passive », basée sur l'électroencéphalographie, et qui permettrait de surveiller l'état mental d'un opérateur (pilote, opérateur de central, etc.). C'est pourquoi cette thèse est effectuée à la fois en collaboration avec le Laboratoire de Psychologie et Neurocognition (LPNC) pour les aspects Neurosciences, et le Gipsa-Lab pour les aspects Traitement de l'Information.

Moyens humains et matériels

La faisabilité de ce projet sera assurée pleinement grâce à l'implication effective de titulaires du LE2S (CEA-LETI), du GIPSA-lab et du LPNC compétents qui assureront entièrement, sur le plan humain, la mise en place expérimentale, la logistique, le recrutement, le recueil des données, la gestion des cahiers d'observation, le traitement et l'exploitation des données recueillies au cours de cette étude.

- Responsables scientifiques du projet :
 - Stéphane Bonnet, Ingénieur-Chercheur CEA et PhD Traitement de l'Information (LE2S, CEA-LETI)
 - Sylvie Charbonnier, MCF et PhD Traitement de l'Information (Gipsa-Lab)
 - Aurélie Campagne, MCF et PhD Neurosciences Cognitives (LPNC).
- Doctorante (LE2S, CEA-LETI) : Raphaëlle Roy, M2R Neuro-cognition, Doctorante en Traitement de l'Information

Les différentes publications des membres impliqués du Gipsa-Lab, CEA-LETI et LPNC attestent de l'expertise des équipes aussi bien dans le développement que l'utilisation d'outils EEG, dans leurs applications en neurosciences cognitives, ainsi qu'en traitement de l'information (méthodologie, analyse des signaux, interprétation).

Le Gipsa-Lab et le LPNC appartiennent depuis plusieurs années à la SFR 1 « RMN Biomédicale et Neurosciences ». Ce partenariat leur donne accès facilement aux plateformes de neuro-imagerie recherche gérées par l'IFR 1 sur le site du CHU de Grenoble dont la plateforme EEG recherche (mutualisée). En tant que partenaires de la SFR01, le Gipsa-Lab et

le LPNC contribue financièrement de manière régulière au développement et au fonctionnement de ces plateformes et participe humainement à leur gestion). Dans le cadre de la plateforme EEG, ce partenariat s'accompagne de réunions de discussion régulières entre les partenaires sur les différents projets de recherche.

A travers toute cette infrastructure, le Gipsa-Lab et le LPNC bénéficient d'un environnement favorable 1) à la mise en œuvre des études en neuroimagerie de qualité et 2) à la potentialisation et à la mutualisation des compétences et des connaissances entre les membres des laboratoires partenaires (CEA-LETI, Gipsa-Lab, LPNC, CHU, experts dans le domaine). En outre, l'absence de difficulté dans l'accessibilité des équipements garantit la réalisation de l'étude dans le temps défini. Les plateformes de neuroimagerie de recherche gérées par la SFR 01 ont la capacité de faire passer jusqu'à 300 sujets par an (voir plus en EEG) et sont sous-utilisées.

Dans ces conditions, la faisabilité du projet sur le plan matériel et humain est pleinement garantie. Il en est de même sur le plan financier.

Moyens financiers

L'ensemble des coûts sera entièrement pris en charge par le Gipsa-Lab, pour un montant total de 4730 euros, incluant les frais de gestion par la DRCl. Un récapitulatif détaillé du budget pour ce projet est disponible dans le document de demande de promotion transmis.

IV. MATERIEL ET METHODES

4. 1 Participants

- **Nombre de participants**
Trente volontaires, sains, droitiers, âgés de 20 à 40 ans seront recrutés. Un groupe de 15 participants correspond à la taille moyenne minimum des groupes typiquement décrits dans la littérature mondiale dans ce domaine pour une expérience. La considération d'un nombre un peu plus conséquent de volontaires permet d'augmenter considérablement le rapport signal sur bruit. De plus, le risque d'arrêt prématuré de l'expérimentation en cours par le participant ou le risque d'avoir des données d'EEG inexploitable (artefacts de mouvement de la tête dans les données par exemple) sont largement envisageables. Pour ces raisons, plusieurs participants peuvent être exclus de l'analyse. C'est pourquoi monter à 30 sujets nous permettra de nous assurer au moins 15 échantillons de données exploitables.

- **Recrutement**

Les participants seront des volontaires sains, sélectionnés après entretien (bilan d'inclusion) et examen médical. Les résultats des examens seront communiqués aux volontaires préalablement à l'expression de leur consentement, directement ou par l'intermédiaire du médecin de leur choix (cf. article L1121-11 3^{ème} alinéa). Le recrutement sera effectué par le biais d'annonces affichées et publiées et de listes de diffusion auprès des universités de Grenoble et des laboratoires de recherche appartenant à ces universités et auprès de la population générale. Les volontaires seront informés de l'expérimentation (et des risques associés le cas échéant) par téléphone et par courrier électronique ou postal (selon les possibilités) lors de leur candidature. Avant la signature de leur consentement, les volontaires bénéficieront d'un délai de réflexion jusqu'à la date d'expérimentation prévue et définie après

un premier accord oral donné dans la semaine qui suit l'information, soit un délai de réflexion d'1 semaine à 3 semaines (selon la date qui convient au volontaire).

- **Critères d'inclusion**

- Consentement éclairé signé
- Examen médical effectué avant la participation à la recherche
- Age compris entre 20 et 40 ans
- Droitier
- Niveau d'étude Bac minimum
- Obligation d'affiliation à la sécurité sociale
- Vision normale ou corrigée à la normale
- Audition normale ou corrigée à la normale

- **Critères de non-inclusion**

- Sujet inclus dans une expérimentation clinique et/ou thérapeutique en cours
- Trouble important de la vision ou de l'audition
- Pathologies neurologiques ou neuropsychiatriques passées ou actuelles
- Traitement médicamenteux susceptible de modifier l'activité cérébrale : benzodiazépine, antidépresseurs, neuroleptiques, lithium, etc.
- Femmes enceintes, parturientes, mère qui allaite
- Toutes les autres catégories de personnes protégées

- **Critères d'exclusion**

- Ingestion d'alcool

Les critères de recrutement sont définis de sorte à maximiser les possibilités de recrutement dans le respect de la protection des personnes tout en contrôlant certains facteurs susceptibles de biaiser les résultats.

- **Sommeil des participants**

Afin d'éviter des effets liés à une privation de sommeil sur le niveau de vigilance, nous demanderons aux participants de dormir une quantité habituelle (normale) d'heures et au période habituelle durant les 2 nuits précédentes le jour de l'expérimentation². La durée et les heures habituelles de sommeil seront communiquées au préalable de la consigne. La durée et les heures de sommeil nous renseignent sur la dette et pression de sommeil (temps écoulé depuis le réveil) respectivement et permettront d'affiner nos analyses (à défaut de pouvoir les contrôler totalement).

- **Indemnités et droits des participants**

A la fin de l'étude, chaque participant recevra une indemnité de 80 euros. En cas d'arrêt prématuré de l'étude suite à un problème technique ou suite à la demande du participant, ce dernier recevra une indemnité au prorata du temps écoulé.

Les procédures habituelles excluant une quelconque pression telle enseignant-étudiant ou un quelconque conflit d'intérêt seront appliquées : recrutement et réalisation de l'expérimentation par des personnes du projet sans lien d'autorité avec les participants, respect de l'anonymat des participants à tous les stades de l'étude (du recrutement à l'analyse et stockage des données), etc.

Les participants auront le droit d'être informés de leurs résultats. Par ailleurs, les données brutes et les résultats obtenus pourront être consultés à tout moment par le promoteur ou son représentant.

Compte tenu de l'objectif de la recherche, des procédures d'investigation, aucun comité de surveillance n'est nécessaire dans ce projet.

4.2. Expérimentation

• Durée de participation et procédure générale de l'étude

La durée totale de participation d'un volontaire sera de 3h environ (30 min de visite de pré-inclusion et de lecture et signature des documents, 45 min de pose et vérification des électrodes d'enregistrement, 25 min d'entraînement -5 min pour chacune des 5 tâches-, 50 min d'expérimentation -10 min pour chacune des 5 tâches-, et 30 min de pauses avec réponses au questionnaire de vigilance au cours de celle-ci).

Chaque volontaire sera informé de l'étude par une notice d'information (cf. notice d'information) et pourra poser autant de questions que souhaité à l'investigateur principal et aux responsables scientifiques. S'il est d'accord pour participer, il signera un formulaire de consentement. Chaque volontaire effectuera une visite de pré-inclusion de 30 minutes environ comprenant un entretien médical de 10 minutes avec l'investigateur principal du CHU Grenoble, et la lecture et signature des documents. Une fois cette étape validée, chaque participant sera amené et installé à l'intérieur de la salle d'expérimentation. Il sera ensuite équipé d'un casque d'enregistrement EEG de 32 voies, de 4 électrodes d'électro-oculographie (EOG), ainsi que de 2 électrodes pour mesurer l'activité électrocardiographique (ECG). La pose et la vérification de la qualité des données d'acquisition seront réalisées sur une durée de 45 minutes maximum. Le participant réalisera ensuite un entraînement avant chacune des 5 tâches pendant 5 min pour chacune d'entre elles. Ensuite, il effectuera ces 5 tâches pendant 10 min chacune pour un total de 50 min hors pauses. L'ensemble des pauses de la session expérimentale ne dépassera pas 30 min. Avant chaque tâche et à la fin de la session expérimentale, les sujets répondront au questionnaire de vigilance. A l'issue de l'étude, le participant sera déséquipé et pourra se laver les cheveux.

• Acquisition des données

Lieu d'acquisition

L'expérimentation aura lieu à l'hôpital A. Michallon de Grenoble sur la plateforme EEG recherche dans le service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (EFSN) dirigé par

le Dr Laurent Vercueil (Neurologue, CHU Grenoble), investigateur principal de cette étude. Les participants seront assis confortablement dans un fauteuil face à un écran d'ordinateur en lien avec le poste de contrôle de l'expérimentateur, et seront installés dans un box expérimental plongé dans une semi-obscurité.

Appareillage et acquisition

Système de stimulation

Pour chacune des tâches inclues dans ce protocole expérimental, le participant sera assis à 70 cm d'un écran d'ordinateur de 21 pouces lequel aura une résolution de 1024 * 768 pixels et un taux de rafraîchissement de 75 Hz. Un casque audio de marque Sennheiser et de modèle HD 280 Pro, SPE001, ainsi qu'un sonomètre numérique de marque Volcraft et de modèle SL-50 seront aussi utilisés.

Signaux physiologiques

L'électroencéphalographie (EEG) est une mesure directe et en temps réel de l'activité électrique des neurones. Par sa haute résolution temporelle, elle permet une mesure du décours temporel du traitement neuronal de l'information et renseigne sur les coopérations dynamiques (interactions) qui s'établissent entre les populations neuronales des différentes structures impliquées dans tel ou tel processus cérébral et tel mécanisme de régulation pour un processus donné. Il n'existe aucun risque connu à cette méthode de recherche et ne présente aucune contre-indication. De plus, l'EEG est utilisé de manière routinière en médecine dans un but de diagnostic chez l'adulte. L'activité EEG du participant sera enregistrée en continu pendant toute la durée de la séquence expérimentale à l'aide d'un casque EEG BrainCap™ de 64 électrodes actives (produit de la société Brain Products GmbH, agréé CE recherche et médical) positionnées selon le système 5% (système 10/20 amélioré). Les électrodes de référence et de masse (électrodes actives du BrainCap) seront positionnées respectivement sur la mastoïde A1 ou A2 et l'omoplate droite. Chacune des électrodes sera remplie d'une pâte conductrice. Afin de garantir un rapport signal/bruit optimum, les sujets auront les cheveux secs, lavés du jour même de l'expérience (au shampoing) et sans gel ni autre produit appliqué sur le cuir chevelu. Avant la séance expérimentale, et au milieu de celle-ci, l'impédance des électrodes EEG et la qualité des signaux seront contrôlées et améliorées si nécessaire; la valeur d'impédance idéalement recherchée est de 5 kΩ maximum.

Parallèlement à cette activité EEG, l'activité électro-oculographique (EOG) sera enregistrée pendant toute la durée de la séquence expérimentale à l'aide de quatre électrodes d'Ag/AgCl remplies de pâte conductrice (électrodes de la société Brain Products). Deux d'entre elles seront positionnées à la commissure de part et d'autre des yeux pour enregistrer les mouvements horizontaux (EOG horizontal); les deux autres seront situées dans l'axe vertical de part et d'autre de l'œil gauche (sub- et sous-orbitaire) pour la mesure des mouvements verticaux et palpébraux (EOG vertical). L'activité oculaire est une source de bruit sur le signal EEG. Il est donc indispensable de la mesurer pour l'éliminer. De plus, l'activité palpébrale est sensible au niveau de charge mentale (Tamaka & Yamaoka, 1993), ce qui justifie donc son utilisation dans notre étude. Une mesure de l'activité cardiaque complètera les données palpébrales et électrodermales acquises via l'utilisation de deux électrodes d'Ag-AgCl positionnées de part et d'autre du cœur.

L'ensemble des données électro-physiologiques sera amplifié à l'aide du système d'acquisition BrainAmp™ (Brain Products, Inc.) avec une fréquence d'échantillonnage de

500 Hz, une résolution de 0,1 μ V et une constante de temps de 10s. Les signaux EEG et EOG recueillis seront synchronisés en temps réel.

Données subjectives et comportementales

L'état d'éveil subjectif du participant sera évalué avant chaque bloc expérimental et à la fin de la session à l'aide de l'échelle KSS (Karolinska Sleepiness Scale ; Åkerstedt & Gillberg, 2006). Les temps de réaction des sujets et leur pourcentage de réponses correctes seront également mesurés.

• Protocole expérimental

Procédure

Les sujets seront tout d'abord équipés du casque EEG. Ils réaliseront ensuite 5 tâches pour lesquelles une période de 5 min d'entraînement sera systématiquement effectuée avant la tâche. Ces 5 tâches sont une tâche de Sternberg classique, une tâche de Sternberg modifiée pour inclure une pression temporelle, une tâche de n-back, une tâche de calcul mental, et enfin une tâche d'attention divisée appelée MATB. L'ordre des tâches variera aléatoirement sur l'ensemble des sujets, comme illustré par la figure 1. Chaque tâche durera environ 10 min et les niveaux de charge seront effectués par blocs, le bloc de charge faible étant pseudo-aléatoirement effectué en début ou fin de tâche à travers les tâches et les sujets. Toutes les tâches sont implémentées grâce au logiciel Eprime2.0, excepté la MATB qui est implémentée dans le logiciel MATB-II de la NASA. Les tâches sont décrites ci-après.

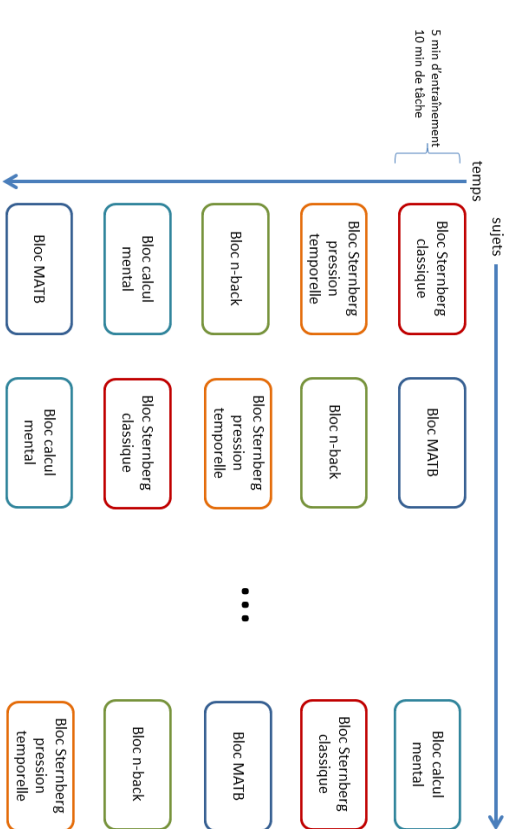


Figure 1 Enchâînement aléatorisé des tâches sur l'ensemble des sujets

1) Tâche de Sternberg :

Cette tâche est une version fidèle de la tâche de Sternberg classique dans laquelle une présentation séquentielle d'items à mémoriser est effectuée, avec une tâche de reconnaissance en fin d'essai (Sternberg, 1966). Les participants auront donc, comme illustré par la figure 2, une présentation séquentielle visuelle de 2 ou 5 consonnes de l'alphabet français à mémoriser, selon le niveau de charge. Puis, après une période de rétention de 2 s, ils auront une tâche de reconnaissance à effectuer pour un item test apparaissant à l'écran. Pour cette tâche de reconnaissance, ils auront autant de temps qu'ils le souhaitent – avec un minimum de 1000 ms (cf. figure 2). Trente essais seront réalisés par niveau de charge, avec un total de 6400 ms au minimum pour les essais de charge faible, et de 8500 ms pour ceux de charge élevée. On obtient donc un total de 7,45 min minimum pour la tâche, sans compter le temps de changement de niveau de charge. La réponse sera effectuée à l'aide d'un boîtier réponse.

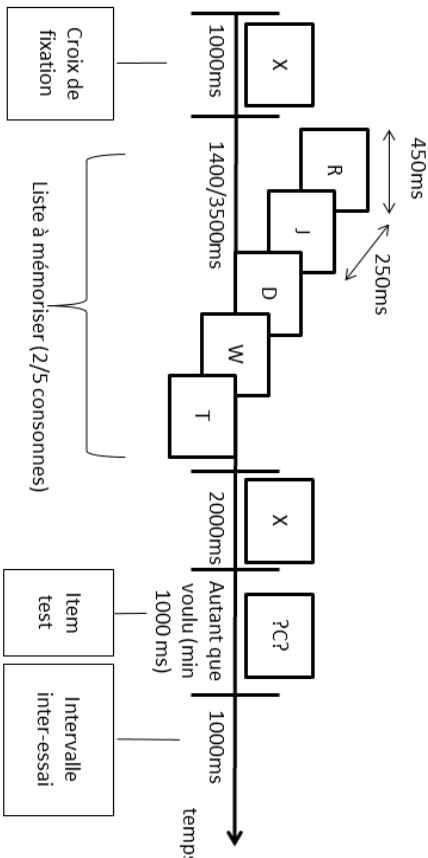


Figure 2 Détail de la structure d'un essai de la tâche de Sternberg classique

2) Tâche de Sternberg avec pression temporelle :

Cette tâche-ci est quasiment identique à la précédente, leur différence résidant dans la modulation de charge. En effet, la précédente impliquait une modulation de la charge mentale par une modulation de la charge en mémoire de travail. Nous avons modifié cette tâche afin d'effectuer une modulation de la charge en modulant la pression temporelle. Le nombre d'items à mémoriser sera intermédiaire, il s'agit de 3 consonnes, et la période de réponse variera : dans une condition les sujets auront autant de temps que voulu, dans la seconde ils devront répondre le plus rapidement possible, sachant que le temps maximal autorisé est de 1000 ms (cf. figure 3). Trente essais seront réalisés par niveau de charge, avec un total de 6600 ms pour les essais de charge élevée, c'est-à-dire avec pression temporelle. Si les sujets sont aussi rapides dans les deux conditions, nous devrions donc avoir une durée totale de 6,6 min pour la tâche, sans compter le temps de changement de niveau de charge. La réponse sera effectuée à l'aide d'un boîtier réponse.

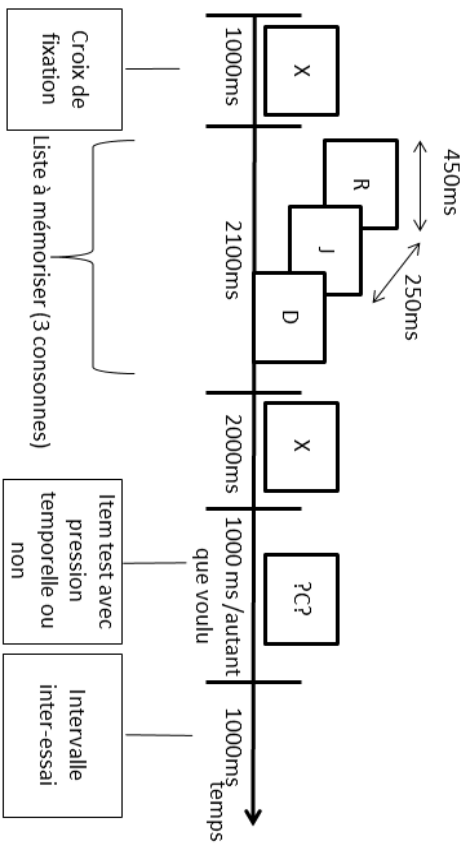


Figure 3 Structure détaillée d'un essai de la tâche de Sternberg avec modulation de la charge par ajout de pression temporelle

N.B. : afin d'étudier la charge en tant que pression temporelle, il nous a paru judicieux de modifier la tâche de Sternberg et de ne pas utiliser les tâches classiques de tetris, de conduite en simulateur, ou bien de déplacement dans un environnement virtuel car pour ces tâches-ci les sujets doivent alors produire plus de mouvements dans la condition de charge élevée, et les mesures électro-physiologiques sont alors potentiellement fortement artéfactées.

3) Tâche de n-back :

La tâche de n-back que les sujets auront à réaliser consiste en une présentation visuelle séquentielle de consonnes. Dans la condition de charge faible, ici n-1, les sujets devront, pour chaque item apparaissant à l'écran, préciser si l'item est identique à celui présenté juste avant. Dans le cas d'une charge plus élevée, n-2 ou n-3, c'est le même principe, comme illustré par la figure 4. Pour cette tâche-ci, 3 niveaux de charge seront considérés, avec les conditions n-1, n-2 et n-3. Quatre-vingt-dix « essais », c'est-à-dire items dans ce cas-ci, seront effectués par niveau de charge et donc par bloc. Dans 1/3 des cas, il y aura bien concordance de l'item présenté avec le n-1, n-2 ou n-3. La durée d'un bloc de charge donnée sera de 4,5 min, pour un total de 13,5 min sur la tâche. Les réponses seront effectuées par le biais d'un boîtier. Notre tâche est très proche de celle de Brouwer et al. (2012) et Grimes et al. (2008).

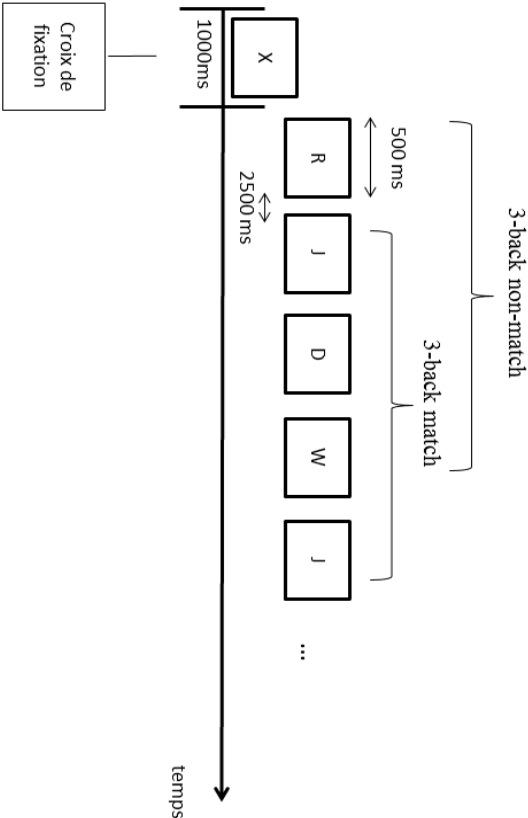


Figure 4 Structure détaillée de la tâche de n-back, ici dans le cas d'une charge élevée (n-3).

4) Tâche de calcul mental :

La tâche de calcul mental que les sujets auront à réaliser consiste en une présentation séquentielle de 4 nombres à 1 ou 2 chiffres, selon la condition de charge. Les sujets devront additionner ces nombres, et lorsque le signe « égal » apparaîtra à l'écran ils devront taper leur réponse à l'aide du clavier de l'ordinateur (cf. figure 5). Treize essais seront effectués par bloc de charge. Avec un maximum de 13 s par essai, cela donne donc une durée maximale de tâche de 13 min. Notre tâche est quasiment similaire à celle de Nourbakhsh et al. (2013).

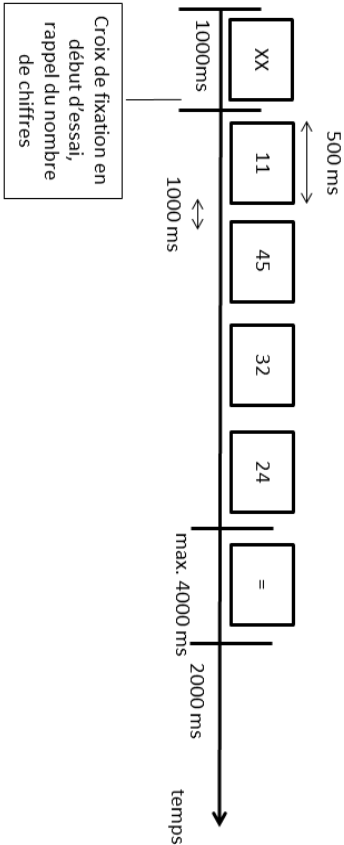


Figure 5 Structure détaillée de la tâche de calcul mental, ici dans la condition de charge élevée avec des nombres à 2 chiffres

5) Tache d'attention divisée :

La dernière tâche consistera en une tâche d'attention divisée développée par la NASA qui s'intitule MATB (Multi-Attribute Task Battery). Nous utiliserons ici la dernière version, soit la MATB-II. Cette tâche comprendra la réalisation de 1, 2, 3, ou 4 tâches en parallèle. Dans notre cas, les sujets auront à effectuer 1 ou 2 tâches en parallèle seulement, selon la condition de charge mentale. En effet, les sujets que nous ferons passer seront naïfs concernant ce type de tâche réalisée développée pour les pilotes et contrôleurs aériens. Pour le bloc de charge faible, ils auront uniquement à gérer la tâche SYSMON, tandis que pour le bloc de charge élevée, les sujets auront à gérer les tâches SYSMON (system monitoring) et la tâche TRACKING en parallèle (figure 6).

Dans la tâche SYSMON, les sujets devront faire en sorte que la case marquée F5 reste toujours verte (en utilisant la touche F5) et la case à sa droite, marquée F6, ne soit pas rouge (en utilisant la touche F6). De plus, ils devront s'assurer que les indices bleu foncé restent toujours bien au centre des jauges ; ils devront donc les ajuster à l'aide des touches F1, F2, F3 et F4.

Dans la tâche TRACKING, les sujets devront garder la cible au centre de l'écran dédié à cette tâche (ici en haut au milieu) grâce à un joystick. Ils devront effectuer cette tâche uniquement lorsque le mode automatique sera défaillant, ce qui sera indiqué en bas à droite de leur écran par la mention « MANUAL ».

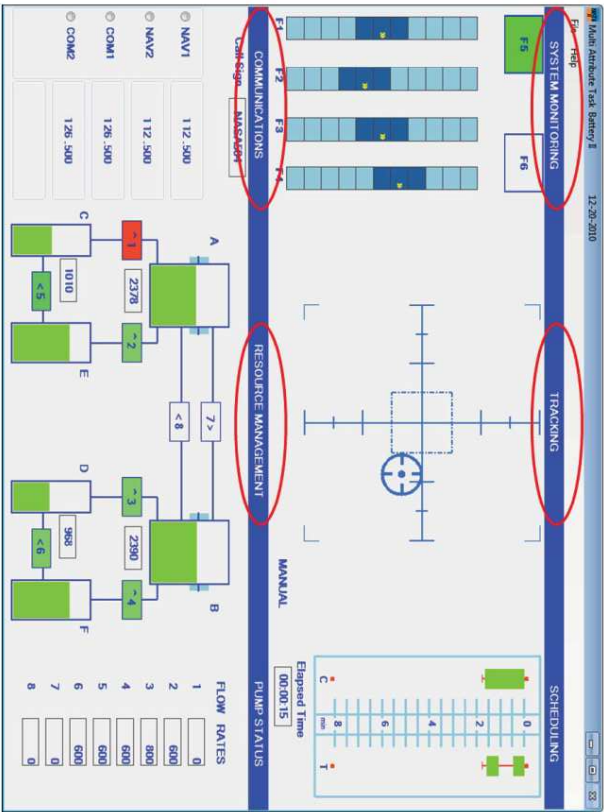


Figure 6 Interface de la MATB-II. Les tâches que les sujets auront à réaliser sont situées en haut à gauche et au centre.

Probe auditive

En plus des stimulations visuelles liées à la tâche, les sujets seront stimulés auditivement afin d'éliciter des potentiels évoqués auditifs. La stimulation auditive sera gérée par Eprime pour toutes les tâches. Il s'agira d'un paradigme de stimulation dit « simple stimulus » (Allison & Polich, 2008). Nous utiliserons les mêmes modalités de stimulation qu'Allison & Polich (2008), à savoir des sons purs de 1000 Hz (durée 100 ms, 10 ms de montée/descente, 65 dB SPL), présentés avec un intervalle inter-stimuli variant aléatoirement entre 6 et 30s (figure 7). Au total, un minimum de 30 stimulations auditives par bloc de charge sera diffusé par le biais du casque audio que porteront les participants. Ceux-ci devront effectuer leurs tâches en ignorant ces sons.

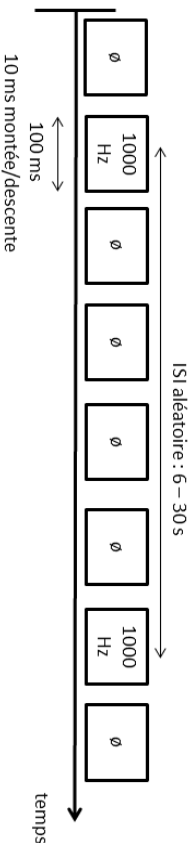


Figure 7 Enchaînement des stimulations auditives lors de chacune des tâches réalisées dans ce protocole.

• Traitement et analyse des données comportementales

Le traitement des données comportementales sera effectué par moyennage sur les conditions par analyses de variance (ANOVA) à travers les sujets grâce au logiciel Statistica. Les analyses seront effectuées à la fois sur les temps de réaction des sujets, ainsi que sur la justesse de leurs réponses.

• Traitement et analyses des données EEG

Le traitement des données EEG sera réalisé en utilisant différents programmes Matlab implémentés au LE2S (CEA-LETI). Il comprendra un prétraitement classique des données EEG : filtrage fréquentiel, segmentation des données, correction des artefacts d'origine physiologique (activité oculaire) ou non physiologique (secuteur).

Ce prétraitement sera notamment suivi de deux types d'analyses différentes, à travers les sujets :

- 1) une analyse en potentiels évoqués
- 2) une analyse temps-fréquence du signal EEG

Les analyses réalisées pour étudier la charge mentale sont les suivantes :

Potentiels évoqués :

- ❖ **Tâche de Sternberg :** Les potentiels évoqués calés sur l'item de reconnaissance seront analysés par niveau de charge, de même que ceux évoqués par les items à mémoriser présentés successivement.

- ❖ **Tâche de n-back :** Les potentiels évoqués par chaque item présenté seront analysés par niveau de charge.

- ❖ **Probes auditives :** les potentiels évoqués calés sur les stimuli audio seront analysés pour l'ensemble des tâches.

Analyses de la puissance spectrale :

- ❖ **Tâche de Sternberg :** L'analyse de la puissance spectrale des données EEG dans les différentes bandes de fréquence sera réalisée au niveau de l'essai sur la portion allant du début de l'essai à la fin de la présentation de la 2^{ème} croix de fixation. L'analyse se fera aussi de manière globale avec extraction de la puissance de chaque bande sur l'ensemble de chaque bloc de charge différente (30 essais d'un même niveau de charge).

- ❖ **Tâche de n-back :** L'analyse sera globale avec extraction de la puissance de chaque bande sur l'ensemble de chaque bloc de charge différente (90 essais d'un même niveau de charge).

- ❖ **Tâche de calcul mental :** L'analyse de la puissance spectrale dans les différentes bandes sera réalisée à la fois sur la durée de chaque essai, et aussi sur la durée de chaque bloc de charge différente (30 essais d'un même niveau de charge).

- ❖ **Tâche d'attention divisée :** L'analyse sera globale avec extraction de la puissance de chaque bande sur l'ensemble de chaque bloc de charge différente (5 min par bloc de niveau de charge).

Analyse PE

Pour l'étude du niveau de traitement de l'item de détection, une analyse en potentiels évoqués sera réalisée à travers les sujets, à l'échelle du groupe. Les données EEG prétraitées et segmentées pour chaque essai seront moyennées à travers les essais pour chaque condition expérimentale. A l'aide d'une ACP spatiale et temporelle, les électrodes et les paramètres de mesure (amplitude et latence des ondes évoquées) attestant d'une différence entre nos conditions seront identifiés sur la base des données moyennées sur l'ensemble des sujets. Les électrodes voisines affichant les mêmes variations de signal seront combinées pour former des régions d'intérêt (ROI) et éviter ainsi une perte de puissance statistique. Pour chacune de ces ondes évoquées, après vérification des conditions d'application des tests paramétriques (test de normalité et de sphéricité), les différences d'amplitude et de latence entre nos conditions expérimentales seront évaluées statistiquement à l'aide d'une analyse de variance avec mesures répétées (ANOVA) pour les différentes conditions expérimentales de chaque protocole et pour les différentes régions cérébrales d'intérêt (ROI) définies avec une probabilité d'erreur de 0.05. Du fait des comparaisons multiples, des méthodes de correction et de validation statistiques seront appliquées (ex : correction de Bonferroni).

Analyse spectrale

Plusieurs analyses de puissance spectrale seront réalisées dans le cadre de cette étude, toujours à travers les sujets, à l'échelle du groupe. Une transformation temps-fréquence par ondelettes sera appliquée au signal EEG de chaque période de temps considérée (essai ou bloc) et pour chaque électrode EEG en utilisant les ondelettes complexes de Morlet afin d'estimer la puissance spectrale du signal à chaque échantillon de temps et à chaque fréquence entre 0.5 et 49 Hz (de la bande de fréquence delta 0.5-4 Hz aux bandes de fréquences gamma >30Hz). La méthode des ondelettes permet un bon compromis sur le plan de la résolution temporelle et fréquentielle, avec une résolution fréquentielle plus précise aux plus basses fréquences et une meilleure résolution temporelle aux plus hautes fréquences. Les données transformées en temps-fréquence seront ensuite moyennées à travers les essais pour chaque condition expérimentale et pour chaque participant. Cette approche nous permettra de mettre en évidence les réponses évoquées et les réponses induites. A l'aide d'une ACP spatiale et temporelle, les électrodes, les activités spectrales et leurs paramètres (fréquences, amplitude, latence) attestant d'une différence entre nos conditions seront identifiés sur la base des données moyennées sur l'ensemble des sujets. Les électrodes voisines affichant les mêmes variations de signal seront combinées pour former des régions d'intérêt (ROI) et éviter ainsi une perte de puissance statistique. Les données de puissance spectrale du signal EEG, définie à chaque échantillon de temps et à chaque fréquence seront transformées sur une base logarithmique afin de normaliser leur distribution et nous permettre d'utiliser des tests paramétriques standards (ANOVA) pour évaluer la signification statistique des effets observés avec une probabilité d'erreur de 0.05. Une vérification des conditions d'application de ces tests paramétriques (test de normalité et de sphéricité) sera effectuée au préalable. Du fait des comparaisons multiples, des méthodes de correction et de validation statistiques seront également appliquées (ex : correction de Bonferroni).

Méthodes de classification

Les méthodes de classification sont des outils statistiques qui peuvent être entraînés à estimer une variable qualitative, la « classe » (l'état mental), d'un set de variables quantitatives à savoir ici les signaux multi-variables d'EEG. Le principe général de celles-ci est d'entraîner un algorithme sur des données dont nous connaissons la classe (base d'apprentissage), afin que celui-ci trouve les paramètres permettant de discriminer au mieux les classes considérées. Puis, une fois l'apprentissage effectué, on utilise ces algorithmes et les paramètres trouvés pour déterminer la classe d'un signal test non appris (base de test). Lorsque l'on utilise 9 portions du signal sur 10 comme base d'apprentissage, et 1 portion sur 10 comme base de test, et que les portions sont permutées lors de 10 utilisations de l'algorithme successives, on parle de validation croisée à 10 parties (Figure 8 ; Barachant, 2012).

On évalue la performance de l'algorithme en vérifiant la bonne attribution des échantillons tests (Figure 9 ; Barachant, 2012). L'étape d'apprentissage permet de déterminer le pouvoir discriminant de la combinaison de plusieurs variables par rapport aux méthodes classiques d'analyse uni-variate. En considérant l'ensemble des signaux (e.g. EEG, EOG, ECG, AED) et des composantes neuronales simultanément (e.g. PE, puissance spectrale), les classifieurs peuvent sélectionner ceux et celles ayant le meilleur pouvoir discriminant de l'état mental étudié et les regrouper en un indice composite à fort pouvoir prédictif (Besserve et al., 2008). Cette classification peut se faire en ligne ou bien hors ligne. Il s'agit d'une analyse qui est effectuée essai par essai. Plusieurs algorithmes de classification de données classiquement utilisés pour développer des ICM basées sur l'EEG seront testés sur ces données (pour des revues cf. Bashashati et al., 2007 ; Lotte et al., 2007). Nous utiliserons par exemple l'analyse

discriminante linéaire de Fischer (FLDA), des méthodes de classification bayésienne, ainsi que des méthodes de type Séparation à Vaste Marge (SVM).

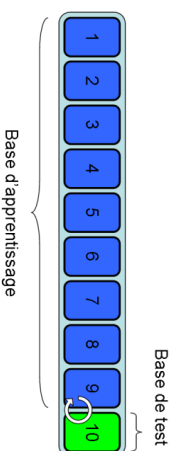


Figure 8- Segmentation des essais en une base d'apprentissage et une base de test

Validation croisée à 10 portions : 9 portions sur 10 correspondent à la base d'apprentissage, 1 sur 10 à la base de test. On permute l'attribution des portions lors des 10 entraînements et tests du classifieur.

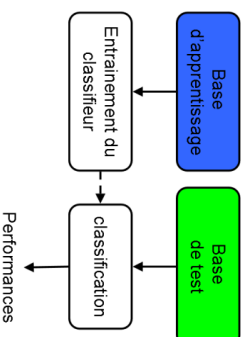


Figure 9- Processus d'entraînement et de test des algorithmes de classification

V. Bénéfices et Risques prévisibles et connus

Il n'existe aucun bénéfice direct concernant cette étude. Il n'existe aucun risque connu à cette méthode de recherche. De plus l'EEG est utilisé de manière routinière en médecine dans un but de diagnostic chez l'adulte.

VI. Vigilance/ Arrêt prématuré de l'étude

6.1. Définitions

- **Evénement indésirable (EVI)**
Toute manifestation nocive survenant chez une personne qui se prête à une recherche biomédicale que cette manifestation soit liée ou non à la recherche

• **Evénement indésirable grave (EVIg)**

Un événement indésirable grave est un événement :

- dont l'évolution est fatale,
- ou qui met en danger la vie de la personne qui se prête à la recherche,
- ou qui entraîne une incapacité ou un handicap important ou durable,
- ou qui provoque une hospitalisation ou une prolongation d'hospitalisation
- ou qui a pour conséquence une anomalie ou une malformation congénitale
- ou tout autre événement ne répondant pas aux qualifications énumérées ci-dessus, mais pouvant être considéré comme « potentiellement grave » notamment certaines anomalies biologiques
- ou événement médicalement pertinent selon le jugement de l'investigateur
- ou encore un événement nécessitant une intervention médicale pour prévenir l'évolution vers un des états précipités.

Certaines circonstances nécessitant une hospitalisation ne relèvent pas du critère de gravité « hospitalisation/prolongation d'hospitalisation » comme :

- admission pour raisons sociales ou administratives
- hospitalisation prédéfinie par le protocole
- hospitalisation pour traitement médical ou chirurgical programmé avant la recherche
- passage en hôpital de jour.

• **Effet indésirable d'un dispositif médical ou d'un dispositif médical de diagnostic in vitro**

Toute réaction nocive et non désirée à un dispositif médical ou tout incident qui aurait pu entraîner cette réaction si une action appropriée n'avait pas été effectuée, chez une personne qui se prête à la recherche ou chez l'utilisateur du dispositif médical ou tout effet lié à une défaillance ou une altération d'un dispositif médical de diagnostic in vitro et néfaste pour la santé d'une personne qui se prête à la recherche.

• **Effet indésirable grave (EIG)**

Evénement indésirable grave imputable au produit de la recherche

• **Effet indésirable inattendu**

Tout effet indésirable du médicament expérimental ou du dispositif médical ou de tout autre produit expérimental dont la nature, la sévérité ou l'évolution ne concorde pas avec les informations disponibles.

• **Imputabilité**

Relation entre l'événement indésirable et le dispositif médical utilisé dans l'étude. L'EVI lié à ce dispositif deviendra un EI en fonction de certains facteurs à prendre en compte pour la détermination de l'imputabilité : facteurs chronologiques, sémiologiques.

• Intensité

L'intensité des événements indésirables est évaluée par l'investigateur soit en s'aidant de la classification suivante :

- léger de grade 1 : événement indésirable généralement transitoire et sans retentissement sur les activités normales
- modéré de grade 2 : événement indésirable suffisamment gênant pour retentir sur les activités normales
- sévère de grade 3 : événement indésirable modifiant considérablement le cours normal des activités du patient, ou invalidant, ou constituant une menace pour la vie du patient.

6.2. Responsabilités

• Responsabilités de l'investigateur

L'investigateur doit pour chaque événement indésirable :

- notifier dans les plus brefs délais tous les EI/G survenus dans l'essai à l'aide du formulaire de déclaration annexé au protocole et au CRF (fiche DRCl-VIG-FOR-002)
- donner un diagnostic étiologique
- évaluer leur gravité
- évaluer leur intensité :

Remarque : le critère d'intensité ne doit pas être confondu avec le critère de gravité qui sert de guide pour définir les obligations de déclaration.

- établir un lien de causalité entre le dispositif médical et l'EIG
- communiquer au promoteur des informations complémentaires pertinentes sur l'EIG dans les 8 jours suivant la déclaration.
- suivre le patient ayant présenté un EI/G jusqu'à sa résolution, une stabilisation à un niveau jugé acceptable par l'investigateur ou le retour à l'état antérieur, même si le patient est sorti de l'essai.

• Responsabilités du promoteur

Le promoteur doit évaluer :

- le lien de causalité entre l'événement indésirable grave et le(s) médicament(s) expérimental (aux), le dispositif médical, le (s) produit(s) de thérapie génique, le(s) produit(s) expérimental (aux).

En cas d'évaluation différente du promoteur et de l'investigateur, les deux avis sont mentionnés sur la déclaration adressée à l'autorité compétente si cette déclaration est nécessaire.

- le caractère attendu ou inattendu de l'EIG.
- Effectuer une cotation de l'imputabilité du produit expérimental

Le promoteur doit déclarer tous les effets indésirables graves et inattendus (EI/G) :

- aux Autorités de Santé Françaises (ANSM)
- au Comité de Protection des Personnes (CPP)
- aux investigateurs.

La déclaration réglementaire est faite dans un délai maximum de :

- 7 jours calendaires pour les effets indésirables graves inattendus fatals ou menaçant le pronostic vital. Dans ces cas, des informations complémentaires pertinentes doivent être recherchées et transmises dans un nouveau délai de 8 jours.
- 15 jours calendaires pour tous les autres effets indésirables graves inattendus. Des informations complémentaires pertinentes doivent être recherchées et transmises dans un nouveau délai de 8 jours

Dans le cas d'essai en insu, en règle générale, le promoteur déclare l'effet indésirable grave et inattendu aux autorités de santé et au CPP après avoir levé l'insu sur le médicament expérimental.

Le promoteur doit transmettre des rapports annuels de sécurité (voir chapitre 6).
Le promoteur doit transmettre des rapports semestriels de sécurité (voir chapitre 6).

Le promoteur doit déclarer également à l'ANSM et au CPP tout fait nouveau de sécurité.

6.3. Modalités et délais de déclaration par l'investigateur

• Modalités de déclaration

Afin de respecter la réglementation en vigueur concernant la déclaration des effets indésirables graves aux autorités de santé, l'investigateur s'engage à documenter l'événement, à respecter les délais de notification, à fournir toutes les informations nécessaires à l'analyse de cet événement.

- Tout événement indésirable grave (EI/G) **doit être déclaré par l'investigateur** à la structure en charge de la vigilance du promoteur :

Par mail : vigilance-essaiscliniques@chu-grenoble.fr ou ESchir@chu-grenoble.fr ou
AParis@chu-grenoble.fr
Par Fax : 04 76 76 83 54
Par téléphone : 04 76 76 67 51

quelle que soit sa relation de causalité avec le(s) traitement(s) de l'essai ou la recherche dès qu'il en a connaissance dans les délais requis par le promoteur.

En utilisant le **formulaire** de déclaration daté et signé d'événement indésirable grave, situé en annexe du cahier d'observation ainsi que les copies des résultats de laboratoires ou des comptes rendus d'examen ou d'hospitalisation concernant l'événement grave, y compris les résultats négatifs pertinents **sans omettre de rendre ces documents anonymes** et d'inscrire le numéro et le code du patient.

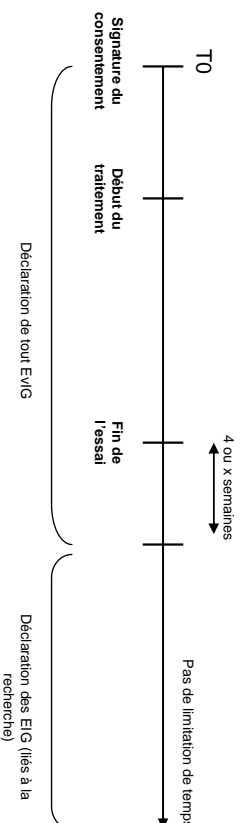
La déclaration initiale doit être suivie de compléments d'informations pertinentes dans les 8 jours en cas d'événement fatal ou menaçant la vie et dans les 15 jours dans les autres cas.

• Période de déclaration

Tout EI/G doit être déclaré, s'il survient pour un participant à la recherche :

- A partir de la date de signature du consentement,
- Pendant toute la durée de suivi du participant prévue par l'essai,
- Jusqu'à 4 semaines après la fin de l'essai pour le participant à la recherche (*Tenir*

compte éventuellement des caractéristiques pharmacologiques des médicaments expérimentaux pour augmenter cette période)



6.5. Rapport annuel de sécurité

A la date anniversaire de l'autorisation d'essai délivrée par les Autorités de Santé, le promoteur rédige un rapport de sécurité comprenant :

- La liste des effets indésirables graves susceptibles d'être liés(s) au(x) produit(s) expérimental (au(x)) de l'essai incluant les effets graves inattendus et attendus.
- Une analyse concise et critique de la sécurité des patients se prêtant à la recherche.

Ce rapport peut être soumis à l'investigateur coordonnateur pour approbation.

Ce rapport est envoyé aux autorités compétentes (ANSM) et au CPP dans les 60 jours suivant la date anniversaire de l'autorisation d'essai.

6.6 Spécificités du protocole :

Aucun événement indésirable grave lié à l'utilisation de l'EEG n'est attendu.

6.7 Comité de surveillance Indépendant

Compte-tenu de l'objectif de la recherche et du risque faible lié aux procédures d'investigation aucun comité de surveillance n'est nécessaire.

6.8. Constats de symptômes pathologiques suite à l'analyse des données acquises

Dans le cas où les analyses de l'EEG sont pathologiques, l'investigateur principal du présent projet, Laurent Vercueil, neurologue, en sera informé pour avis de manière anonyme et pourra en prendre connaissance directement sur sites (les données étant acquises et stockées au niveau des plateformes recherche EEG). Après les vérifications nécessaires et une prise d'avis éventuel auprès d'autres médecins du CHU plus experts dans les symptômes pathologiques observés, l'investigateur principal prendra si nécessaire contact avec le participant concerné.

6.9. Arrêt prématuré de l'étude

- **Critères d'arrêt de l'étude pour un sujet qui y participe**

Sujet qui retire son consentement de participation à l'étude.

- **Arrêt de l'étude par le promoteur**

Le promoteur peut arrêter l'étude à tout moment, pour les raisons suivantes :

- Incapacité de l'investigateur à inclure les volontaires selon le calendrier prévu.
- Absence de consentement signé.
- Violations majeures au protocole.
- Données incomplètes ou erronées.

- **Arrêt de l'étude par l'investigateur**

En cas d'événement indésirable jugé sévère par l'investigateur et pouvant mettre en jeu la santé des participants, l'investigateur peut arrêter l'étude en accord avec le promoteur.

6.10. Période d'exclusion

Cette expérimentation ne nécessite aucune période d'exclusion.

Toutefois, durant l'étude, la participation simultanée à une recherche clinique ou thérapeutique impliquant l'ingestion d'un produit est interdite afin d'éviter tout biais expérimental.

VII. Contrôle et assurance qualité

7.1. Consignes pour le recueil des données

Toutes les informations requises par le protocole doivent être consignées sur les cahiers d'observation et une explication doit être apportée pour chaque donnée manquante. Les données devront être recueillies au fur et à mesure qu'elles sont obtenues, et transcrites dans ces cahiers de façon nette et lisible.

Les données erronées relevées sur les cahiers d'observation seront clairement barrées et les nouvelles données seront copiées, à côté de l'information barrée, accompagnées des initiales, de la date et éventuellement d'une justification par l'investigateur ou la personne autorisée qui aura fait la correction.

Concernant les questionnaires de fatigue, les données sont recueillies sur un cahier d'observation papier, tandis que les données de performance comportementale et les signaux physiologiques sont enregistrés de manière informatique.

7.2. Confidentialité des données

Conformément aux dispositions législatives en vigueur (articles L.1121-3 et R.5121-13 du code de la santé publique), les personnes ayant un accès direct aux données source prendront toutes les précautions nécessaires en vue d'assurer la confidentialité des informations relatives aux médicaments expérimentaux, aux recherches, aux personnes qui s'y prêtent et notamment en ce qui concerne leur identité ainsi qu'aux résultats obtenus. Ces personnes, au même titre que les investigateurs eux-mêmes, sont soumises au secret professionnel.

Pendant la recherche biomédicale ou à son issue, les données recueillies sur les personnes qui s'y prêtent et transmises au promoteur par les investigateurs (ou tous autres intervenants spécialisés) seront rendues anonymes. Elles ne doivent en aucun cas faire apparaître en clair les noms des personnes concernées ni leur adresse.

Seules la première lettre du nom et du prénom du sujet seront enregistrées, accompagnées d'un numéro codé propre à la recherche indiquant l'ordre d'inclusion des sujets (ex : CARA01, CARA02, etc.)

Le promoteur s'assurera que chaque personne qui se prête à la recherche a donné son accord par écrit pour l'accès aux données individuelles la concernant et strictement nécessaires au contrôle de qualité de la recherche.

7.3. Contrôle de Qualité

Un attaché de recherche clinique promoteur visite de façon régulière chaque centre investigateur, lors de la mise en place de la recherche, une ou plusieurs fois en cours de recherche selon le rythme des inclusions et en fin de recherche. Les éléments à revoir lors de ces visites ont été définis lors de la visite de pré-procédure. Ainsi, cette étude étant de risque A, l'ARC promoteur vérifiera uniquement les consentements, ainsi que le classeur investigateur de l'étude.

Toute visite fera l'objet d'un rapport de monitoring par compte-rendu écrit.

7.4. Gestion des données

Lors des passations expérimentales effectuées par Raphaëlle Roy et Sylvain Harquel, Les données de ressentir de fatigue sont recueillies par le biais d'un questionnaire papier (Karolinska Sleepiness Scale), puis entrées sous excel, tandis que les performances comportementales aux tâches sont recueillies informatiquement par le biais du logiciel de stimulation Eprime. Les signaux physiologiques sont eux enregistrés par le biais du système d'acquisition BrainAmp. Les données informatiques sont sauvegardées par Sylvain Harquel chaque mois, dans la procédure habituelle de la plateforme recherche EEG du CHU de Grenoble. Les données papiers sont conservées dans le classeur expérimentateur.

7.5. Audit et inspection

Un audit peut être réalisé à tout moment par des personnes mandatées par le promoteur et indépendantes des responsables de la recherche. Il a pour objectif de s'assurer de la qualité de la recherche, de la validité de ses résultats et du respect de la loi et des réglementations en vigueur.

Les investigateurs acceptent de se conformer aux exigences du promoteur et à l'autorité compétente en ce qui concerne un audit ou une inspection de la recherche.

L'audit pourra s'appliquer à tous les stades de la recherche, du développement du protocole à la publication des résultats et au classement des données utilisées ou produites dans le cadre de la recherche.

VIII. Considérations éthiques et réglementaires

Le promoteur et l'(es) investigateur(s) s'engagent à ce que cette recherche soit réalisée en conformité avec la loi n°2004-806 du 9 août 2004, ainsi qu'en accord avec les Bonnes Pratiques Cliniques (I.C.H. version 4 du 1^{er} mai 1996 et décision du 24 novembre 2006) et la déclaration d'Helsinki (Cf version intégrale <http://www.wma.net>).

La recherche est conduite conformément au présent protocole. Hormis dans les situations d'urgence nécessitant la mise en place d'actes thérapeutiques précis, l'(es) investigateur(s) s'engage(nt) à respecter le protocole en tous points en particulier en ce qui concerne le recueil du consentement et la notification et le suivi des événements indésirables graves.

IX. Archivage

L'ensemble des dossiers (documents et données) de l'étude sera archivé pour une durée de 15 ans, sous la responsabilité du promoteur.

Les documents source, les cahiers d'observation, les originaux des formulaires de consentement, le protocole signé devront être conservés par l'investigateur pendant une durée minimale de 15 ans à compter de la fin de l'étude.

L'Investigateur principal organise, au nom du promoteur de l'étude, le stockage dans des locaux appropriés les documents suivants :

- Protocole avec annexes, amendements,
- Formulaires de Consentement signés et paraphés,
- Cahiers d'observation (originaux) avec documents annexes,
- Document de suivi de l'étude clinique,
- Toutes les pièces administratives et correspondances liées à l'étude,
- Données acquises (données EEG et données oculométriques dans cette étude)
- Rapport d'étude.

En fin d'étude, une copie de l'ensemble des formulaires de consentement sera placée par l'investigateur dans une enveloppe inviolable scellée qui sera transmise au promoteur pour archivage. L'investigateur annotera sur cette enveloppe la mention suivante : « J'atteste que cette enveloppe contient x (nombre) consentement(s) conformes, recueillis dans le cadre de l'étude « CARACOG ». Il date et signe cette enveloppe puis l'adresse au promoteur qui l'archivera (BPC 4.14.2, 5.15.3). La même procédure sera suivie pour toutes les données brutes acquises pour l'ensemble des sujets pour archivage (archivage sur CD).

X. Règles relatives à la publication

Toutes les données recueillies au cours de cette étude sont la propriété du promoteur de l'étude et ne peuvent être communiquées en aucun cas à une tierce personne sans l'accord écrit de l'investigateur principal ou associé.

Toute publication ou communication (orale ou écrite) sera décidée d'un commun accord entre les investigateurs et respectera les recommandations internationales: "Uniforms Requirements for Manuscripts Submitted to Biomedical Journals" (<http://www.cma.ca/publications/mwc/uniform.htm>)

L'étude sera enregistrée dans un répertoire public (ClinicalTrial) afin d'éviter les biais de publication.

Dans toutes les publications relatives à l'étude, le promoteur apparaîtra dans les remerciements.

XI. Aspects Matériels et Légaux

11.1. Contrat d'assurance

Le CHU de Grenoble a souscrit auprès de la Société Hospitalière d'Assurances Mutuelles, 18 rue Edouard Rochet, 69372 LYON cedex, sous le n° de contrat : 135 751, une assurance de responsabilité civile Promoteur de Recherche biomédicale conforme aux dispositions du décret 2006-477 en application de l'article L1121-10 du Code de la Santé Publique.

Ce contrat couvre toute la durée de l'étude et garantit sa propre responsabilité civile ainsi que celle de tout médecin impliqué dans la réalisation de l'étude. Il assurera également l'indemnisation intégrale des conséquences dommageables à la recherche pour la personne qui s'y prête et ses ayants droits, sauf preuve à sa charge que le dommage n'est pas imputable à sa faute ou à celle de tout intervenant, sans que puisse être opposé le fait d'un tiers ou le retrait volontaire de la personne qui avait initialement consenti à se prêter à la recherche.

11.2. Durée de l'étude

La réalisation de ce projet devrait s'étaler sur une durée de 2 ans. Elle devrait débuter en novembre 2013 et s'achever en novembre 2015.

La durée totale de participation individuelle des sujets sera de 3h environ (*voir justification* dans « *Matériel et Méthodes* »). Préablement, chaque participant sera soumis à un entretien médical d'inclusion de 10 minutes (temps compris dans la durée totale de participation). Le recrutement, l'expérimentation et les analyses seront réalisés en parallèle pendant toute la durée de l'étude afin de limiter les délais.

11.3 Avis et Autorisation

Conformément à la Loi du 09/08/2001 relative à la politique de santé publique, ce protocole a reçu l'avis favorable du Comité de Protection des Personnes (C.P.P) en date du XX.XX.2013, et l'autorisation de l'Agence Nationale de Sécurité du Médicament et des Produits de Santé (ANSM) le XX.XX.2013.

Le CHU de Grenoble, promoteur de cette recherche, a souscrit un contrat d'assurance en responsabilité civile auprès de la SHAM conformément aux dispositions de l'article L1121-10 du code de la santé publique.

11.4. CNIL

Cette étude bénéficie de la déclaration réalisée par le CHU de Grenoble, de conformité à la méthodologie de référence MR001 de la CNIL pour le traitement des données personnelles mis en œuvre dans le cadre des recherches biomédicales.

11.5. Modification substantielle

La DRCl doit être informée de tout projet de modification ou d'amendement au protocole par l'investigateur principal. Toute modification au protocole doit être qualifiée par la DRCl et transmise, en fonction de cette qualification (substantielle, non substantielle, pour information...) au CPP et/ou à l'autorité compétente.

Sont qualifiées de substantielles toutes modifications prévues susceptibles, d'une manière ou d'une autre, de modifier les garanties apportées aux personnes qui se prêtent à la recherche biomédicale (modification d'un critère d'inclusion, prolongation d'une durée d'inclusion, participation de nouveaux investigateurs...).

Toute modification substantielle du protocole fera l'objet d'un amendement soumis pour avis au C.P.P et pour autorisation à l'autorité compétente.

L'investigateur s'engage à obtenir l'approbation du promoteur préalablement à la mise en œuvre de toute modification apportée au protocole.

XII. Information et consentement des participants

Conformément aux dispositions légales en vigueur, tout volontaire présélectionné sera préalablement informé par les investigateurs des objectifs de l'étude, de sa méthodologie, de sa durée, de ses contraintes et des risques prévisibles. Il sera notamment précisé au volontaire qu'il est entièrement libre de refuser de participer à l'étude ou de retirer son consentement à tout moment sans encourir aucune responsabilité ni aucun préjudice de ce fait. Un document résumant les renseignements donnés par les investigateurs lui sera remis.

Le délai de réflexion suffisant écoule et après s'être assuré de la bonne compréhension des informations fournies, les investigateurs solliciteront du volontaire son consentement écrit pour participer à l'étude. S'il accepte, le volontaire signera et paraphrera le formulaire de consentement préalablement à la réalisation de l'étude.

Les données resteront strictement confidentielles. Leur consultation n'est autorisée que par des personnes qui collaborent à la recherche et qui sont désignées par le promoteur, par le médecin investigateur, et, éventuellement, un représentant des Autorités de Santé.

XIII. Signatures Promoteur et Investigateur principal

J'ai lu l'ensemble des pages du protocole de l'étude clinique dont le CHU de Grenoble est le promoteur.

Je confirme qu'il contient toutes les informations nécessaires à la conduite de l'étude. Je m'engage à réaliser l'étude en respectant le protocole et les termes et conditions qui y sont définies. Je m'engage à réaliser l'étude en respectant :

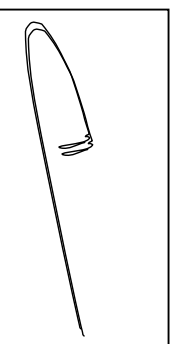
- les règles et recommandations de Bonne Pratiques Cliniques internationales ICH-E6) et française (règles de Bonnes Pratiques Cliniques pour les recherches biomédicales portant sur des dispositifs à usage humain – décisions du 24 novembre 2006),
- Le Code de la Santé Publique
- la législation nationale et la réglementation relative aux études cliniques en vigueur

Je m'engage également à ce que les autres membres qualifiés de mon équipe aient accès aux copies de ce protocole et des documents relatifs à la bonne conduite de l'étude pour leur permettre de travailler dans le respect des dispositions figurant dans ces documents.

Investigateur principal

Dr Laurent VERCUEIL

Date : 30/09/2013



Pour le promoteur :

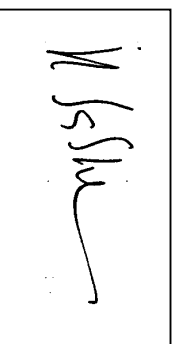
Mme Héléne SABBAGH-GUILLAUME

Directrice de la Recherche et des Partenariats

Délégation à la Recherche Clinique et à l'Innovation,

CHU de Grenoble

Date : 20/09/2013



REFERENCES

- Akerstedt, T., & Gillberg, M. (1990). Subjective and objective sleepiness in the active individual. *The International Journal of Neuroscience*, 52(1-2), 29-37.
- Allison, B. Z., & Polich, J. (2008). Workload assessment of computer gaming using a single-stimulus event-related potential paradigm. *Biological Psychology*, 77(3), 277-283.
- Antonenko, P., Paas, F., Grabner, R., & Gog, T. (2010). Using Electroencephalography to Measure Cognitive Load. *Educational Psychology Review*, 22, 425-438.
- Baldwin, C. L., & Penaranda, B. N. (2012). Adaptive training using an artificial neural network and EEG metrics for within- and cross-task workload classification. *NeuroImage*, 59, 48-56.
- Barachant, A. (2012) Commande robuste d'un effecteur par une interface cerveau-machine EEG asynchrone. (Unpublished doctoral dissertation). Université de Grenoble, Grenoble, France.
- Bashashati, A., Fatourehchi, M., Ward, R. K., & Birch, G. E. (2007). A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals. *Journal of Neural Engineering*, 4, R32.
- Berka, C., Levendowski, D. J., Lumicao, M. N., Yau, A., Davis, G., Zivkovic, V. T., Olmstead, R. E., et al. (2007). EEG correlates of task engagement and mental workload in vigilance, learning, and memory tasks. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, 78, 231-244.
- Besserve, M., Martinerie, J., & Gamero, L. (2008). Non-invasive classification of cortical activities for brain computer interface: A variable selection approach (p. 1063–1066). IEEE.
- Brouwer, A.-M., Hogervorst, M. A., van Erp, J. B. F., Heffelaar, T., Zimmerman, P. H., & Oostenveld, R. (2012). Estimating workload using EEG spectral power and ERPs in the n-back task. *Journal of Neural Engineering*, 9(4), 045008.
- Cain, B. (2007) "A review of the mental workload literature 1.0".
- Christensen, J. C., Estepp, J. R., Wilson, G. F., & Russell, C. A. (2012). The effects of day-to-day variability of physiological data on operator functional state classification. *NeuroImage*, 59, 57-63.
- Comstock, J. R., Jr., & Arnegard, R. J. (1992) The Multi-Attribute Task Battery for human operator workload and strategic behavior research (NASA TM-104174). Hampton, Virginia: NASA Langley Research Center.
- Dussault, C., Jouanin, J. C., Philippe, M., & Guezennec, C. Y. (2005). EEG and ECG changes during simulator operation reflect mental workload and vigilance. *Aviation, space, and environmental medicine*, 76(4), 344–351.

- Fu, S., & Parasuraman, R. (2007) Event-related potentials (ERPs) in Neuroergonomics. In Parasuraman, R. & Rizzo, M. (Eds), *Neuroergonomics: The brain at work* (pp. 15-31). New York, NY: Oxford University Press, Inc.
- George, L., & Lécuyer, A. (2010). An overview of research on « passive » brain-computer interfaces for implicit human-computer interaction. International Conference on Applied Bionics and Biomechanics (ICABB), Venice, Italy, October 14-16, 2010.
- Gevins, A., & Smith, M. E. (2000). Neurophysiological measures of working memory and individual differences in cognitive ability and cognitive style. *Cerebral Cortex*, 10, 829-839.
- Gevins, A., & Smith, M. E. (2003). Neurophysiological measures of cognitive workload during human-computer interaction. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 1, 113-131.
- Gevins, A., & Smith, M. E. (2007) Electroencephalography (EEG) in Neuroergonomics. In Parasuraman, R. & Rizzo, M. (Eds), *Neuroergonomics: The brain at work* (pp. 15-31). New York, NY: Oxford University Press, Inc.
- Gomarus, H. K., Althaus, M., Wijers, A. A., & Minderaa, R. B. (2006). The effects of memory load and stimulus relevance on the EEG during a visual selective memory search task: An ERP and EER/ERS study. *Clinical Neurophysiology*, 117, 871-884.
- Grainmann, B., Allison, B., & Pfurtscheller, G. (2010) Brain-computer interfaces: A gentle introduction. In Grainmann, B., Allison, B., & Pfurtscheller, G. (Eds) *Brain-computer interfaces: Revolutionizing human-computer interaction*, (pp. 1-28), Berlin Heidelberg, Springer-Verlag.
- Grimes, D., Tan, D. S., Hudson, S. E., Shenoy, P., & Rao, R. P. N. (2008). Feasibility and pragmatics of classifying working memory load with an electroencephalograph (p. 835). ACM Press.
- Heger, D., Putze, F., & Schultz, T. (2010). Online workload recognition from EEG data during cognitive tests and human-machine interaction. *KI 2010: Advances in Artificial Intelligence*, 410-417.
- Henelius, A., Hirvonen, K., Holm, A., Korpela, J., & Muller, K. (2009). Mental workload classification using heart rate metrics, *IEEE*, 1836-1839.
- Holland, M. K., & Tarlow, G. (1972). Blinking and mental load. *Psychological Reports*, 31(1), 119-127.
- Holm, A., Lankander, K., Korpela, J., Sallinen, M., & Müller, K. M. I. (2009). Estimating Brain Load from the EEG. *TheScientificWorldJOURNAL*, 9, 639-651.
- Honal, M., & Schultz, T. (2008). Determine task demand from brain activity. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing*.
- Hoover, A., Singh, A., Fishel-Brown, S., & Muth, E. (2011). Real-time detection of workload changes using heart rate variability. *Biomedical Signal Processing and Control*.

- Kahol, K., Smith, M., Brandenberger, J., Ashby, A., & Ferrara, J. J. (2011). Impact of Fatigue on Neurophysiologic Measures of Surgical Residents. *Journal of the American College of Surgeons*, 213(1), 29-34.
- Kirchner, W. K. (1958). Age differences in short-term retention of rapidly changing information. *Journal of Experimental Psychology*, 55(4), 352-358. doi:10.1037/h0043688
- Kok, A. (2001). On the utility of P3 amplitude as a measure of processing capacity. *Psychophysiology*, 38, 557-577.
- Koles, Z. J., & Flor-Henry, P. (1981). Mental activity and the EEG: task and workload related effects. *Medical and biological Engineering and Computing*, 19, 185-194.
- D. Levendowsk, Z. Konstantinovic, R. Olmstead, and C. Berka (2000). Method for the quantification of human alertness, patent.
- Lotte, F., Congedo, M., Lécuyer, A., Lamarche, F., & Arnaldi, B. (2007). A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 4, R1-R13.
- McDonald, N. J., and Soussou, W. (2011). QUSAR's QStates cognitive gauge performance in the cognitive state assessment competition 2011. In *Proc. of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 6542-6546.
- Miller, M. W., Rietschel, J. C., McDonald, C. G., & Hatfield, B. D. (2011). A novel approach to the physiological measurement of mental workload. *International Journal of Psychophysiology*, 80, 75-78.
- Missonnier, P., Deiber, M.-P., Gold, G., Miller, P., Gex-Fabry Pun, M., Fazio-Costa, L., Giannakopoulos, P., et al. (2006). Frontal theta event-related synchronization: comparison of directed attention and working memory load effects. *Journal of Neural Transmission*, 113, 1477-1486.
- Natani, K., & Gomer, F. E. (1981). Electrocardiac activity and operator workload: A comparison of changes in the electroencephalogram and in event-related potentials. (*McDonnell Douglas Technical Report E2427*). Long Beach, CA: McDonnell Douglas Corporation.
- Nourbakhsh, N., Wang, Y., & Chen, F. (2013). GSR and Blink Features for Cognitive Load Classification. In P. Kotzé, G. Marsden, G. Lindgaard, J. Wesson, & M. Wmckler (Ed.), *Human-Computer Interaction – INTERACT 2013* (Vol. 8117, p. 159-166). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Ossandon, T., Jethi, K., Vidal, J. R., Bayle, D. J., Henafi, M.-A., Jung, J., Minotti, L., et al. (2011). Transient Suppression of Broadband Gamma Power in the Default-Mode Network Is Correlated with Task Complexity and Subject Performance. *Journal of Neuroscience*, 31, 14521-14530.
- Putze, F., Jarvis, J. P., & Schultz, T. (2010) Multimodal Recognition of Cognitive Workload for Multitasking in the Car. International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 20, 3748-3751.

Schober, F., Schellenberg, R., & Dimpfel, W. (1995). Reflection of mental exercise in the dynamic quantitative topographical EEG. *Neuropsychobiology*, 31, 98-112.

Schulteis, H. & Jameson, A. (2004) Assessing Cognitive Load in Adaptive Hypermedia Systems: Physiological and Behavioral Methods. *Lecture Notes in Computer Science*, 313, 225-234.

Sternberg, S. (1966). High-speed scanning in human memory. *Science*, 153, 652-654.

Sternberg, S. (1969). Memory-scanning: mental processes revealed by reaction-time experiments. *American Scientist*, 57, 421-457.

Tanaka, Y., & Yamaoka, K. (1993). Blink activity and task difficulty. *Perceptual and Motor Skills*, 77(1), 55-66.

Tremoulet, P. D., Craven, P. L., Regli, S. H., Wilcox, S., Barton, J., Stibler and K., Clark, M. (2009). Workload-Based Assessment of a User Interface Design. In V. G. Duffy (Ed.), *Digital Human Modeling* (Vol. 5620, p. 333-342). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

Veltman, J. A., & Gaillard, A. W. K. (1996). Physiological indices of workload in a simulated flight task. *Biological Psychology*, 42, 323-342.

Wang, Ziheng, Hope, R. M., Wang, Z., Ji, Q., & Gray, W. D. (2012). Cross-subject workload classification with a hierarchical Bayes model. *NeuroImage*, 59, 64-69.

Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. M. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical neurophysiology*, 113, 767-791.

Zander, T.O., Kothe, C., Jazey, S. & Gaertner, M. (2010) Enhancing human-computer interaction with input from active and passive brain-computer interfaces. In Tan, D.S. & Nijholt, A. (Eds) *Brain-computer interfaces: Applying our minds to human-computer interaction* (pp. 181-196), London, Springer-Verlag.

ANNEXES

CV INVESTIGATEUR PRINCIPAL

Laurent VERCUEIL, neurologue

Fonctions :

- Chef de Service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (Pôle de Psychiatrie et de Neurologie, Pr T. BOUGEROL)
- Membre du conseil scientifique de la Société de Neurophysiologie Clinique de Langue Française, du Club de Mouvements Anormaux
- Chargé de Projet auprès de l'HAS
- Membre du conseil d'administration de la Ligue Française contre l'épilepsie
- Membre du comité éditorial de la Revue Neurologique, organe de la Société Française de Neurologie et de Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology, organe de la Société de Neurophysiologie clinique de langue Française.
- Récipiendaire du Prix Duchenne-de-Boulogne de la Ligue Française contre la Dystonie 2002

Titres :

Docteur en médecine
Qualification en spécialité « Neurologie » (*exercée*)
Qualification en médecine générale (*non exercée*)
Docteur en Neurosciences
DEA d'Anthropologie
DEA de Neurosciences
DIU de Neurophysiologie Clinique

Organismes : CHU Albert Michallon, Grenoble

Université Joseph Fourier
INSERM U386 (eq. A.DEPALUS) de l'institut de Neurosciences de Grenoble

Affiliation : INSERM et Université Joseph Fourier

Adresse : Service d'explorations fonctionnelles du système nerveux (EFSN), CHU de Grenoble, Hôpital A. MICHALON - 38700 LA TRONCHE.

Téléphone/Fax : 04 76 76 54 88 / 04 76 76 59 28

E-mail : L.Vercueil@chu-grenoble.fr

N° d'inscription Conseil de l'ordre de l'Isère : **38/7338**
N° ADEL: **10002435757**

Publications récentes:

Saillet S, Langlois M, Feddersen B, Minotti L, **Vercueil L**, Chabardes S, David O, Depaulis A, Deransart C, Kahane P. Manipulating the epileptic brain using stimulation: a review of experimental and clinical studies. *Epileptic Disord*. 2009;11:100-12.

Vercueil L. False beliefs during migraine attack. *J Neuropsychiatry Clin Neurosci.* 2009;21:106-7.

Anheim M, **Vercueil L**, Fraix V, Chabardès S, Seigneuret E, Krack P, Benabid AL, Vidalhet M, Pollak P. Early stimulation of DYT1 primary generalized dystonia prevents from its secondary irreversible complications. *Mov Disord.* 2008;23:2261-3.

Fraix V, Pollak P, **Vercueil L**, Benabid AL, Mauguière F. Effects of subthalamic nucleus stimulation on motor cortex excitability in Parkinson's disease. *Clin Neurophysiol.* 2008;119:22513-8.

Barré M, Hamelin S, Minotti L, Kahane P, **Vercueil L**. [Epileptic seizure and migraine visual aura: revisiting migralepsy]. *Rev Neurol (Paris).* 2008;164:246-52.

Houeto JL, Yelnik J, Bardinet E, **Vercueil L**, Kryskowiak P, Mesnage V, Lagrange C, Dormont D, Le Bas JF, Pravo JP, Tezenas du Moncel S, Pollak P, Agid Y, Destée A, Vidalhet M; French Stimulation du Pallidum Interne dans la Dystonie Study Group. Acute deep-brain stimulation of the internal and external globus pallidus in primary dystonia: functional mapping of the pallidum. *Arch Neurol.* 2007;64:1281-6.

Grouiller F, **Vercueil L**, Krainik A, Segebarth C, Kahane P, David O. A comparative study of different artefact removal algorithms for EEG signals acquired during functional MRI. *Neuroimage.* 2007;38:124-37.

Feddersen B, **Vercueil L**, Noechar S, David O, Depaulis A, Deransart C. Controlling seizures is not controlling epilepsy: a parametric study of deep brain stimulation for epilepsy. *Neurobiol Dis.* 2007;27:292-300.

Vercueil L, Houeto JL, Kryskowiak P, Lagrange C, Cassim F, Benazzouz A, Pidoux B, Destée A, Agid Y, Cornu P, Blond S, Benabid AL, Pollak P, Vidalhet M; Spidy GROUP (French Pallidal stimulation Group for dystonia). Effects of pulse width variations in pallidal stimulation for primary generalized dystonia. *J Neurol.* 2007;254:1533-7.

Vidalhet M, **Vercueil L**, Houeto JL, Kryskowiak P, Lagrange C, Yelnik J, Bardinet E, Benabid AL, Navarro S, Dormont D, Grand S, Blond S, Ardoun C, Pillon B, Dujardin K, Hahn-Barma V, Agid Y, Destée A, Pollak P; French SPIDY Study Group. Bilateral, pallidal, deep-brain stimulation in primary generalised dystonia: a prospective 3 year follow-up study. *Lancet Neurol.* 2007;6:223-9.

Kryskowiak P, du Montcel ST, **Vercueil L**, Houeto JL, Lagrange C, Cornu P, Blond S, Benabid AL, Pollak P, Vidalhet M; SPIDY Group. Reliability of the Burke-Fahn-Marsden scale in a multicenter trial for dystonia. *Mov Disord.* 2007;22:685-9.

Le Ber I, Clot F, **Vercueil L**, Camuzat A, Viéumont M, Benamar N, De Liège P, Ouvrard-Hernandez AM, Pollak P, Stevanin G, Brice A, Dürr A. Predominant dystonia with marked cerebellar atrophy: a rare phenotype in familial dystonia. *Neurology.* 2006;67:1769-73.

Dubois-Teklaï F, Nguyen-Morel MA, Vadot W, Douchin S, Defaye P, **Vercueil L**. Clustering syncope in a young male with temporal lobe seizures. *Dev Med Child Neurol.* 2006;48:687-9.

Pillon B, Ardoun C, Dujardin K, Vitini P, Pelissolo A, Cotencin O, **Vercueil L**, Houeto JL, Kryskowiak P, Agid Y, Destée A, Pollak P, Vidalhet M; French SPIDY Study Group. Preservation of cognitive function in dystonia treated by pallidal stimulation. *Neurology.* 2006;66:1556-8.

Bourdain F, Apatis E, Trocello JM, Vidal JS, Masnou P, **Vercueil L**, Vidalhet M. Clinical analysis in familial cortical myoclonic tremor allows differential diagnosis with essential tremor. *Mov Disord.* 2006;21:599-608.

Tezenas du Montcel S, Clot F, Vidalhet M, Roze E, Damier P, Jedynak CP, Camuzat A, Lagueny A, **Vercueil L**, Doummar D, Guyant-Maréchal L, Houeto JL, Ponsot G, Thobois S, Counelle MA, Dürr A, Durif F, Echenné B, Hannequin D, Tranchant C, Brice A; French Dystonia Network. Epsilon sarcoglycan mutations and phenotype in French patients with myoclonic syndromes. *J Med Genet.* 2006;43:394-400.

Lalo E, **Vercueil L**, Bougerol T, Jouk PS, Debû B. Late event-related potentials and movement complexity in young adults with Down syndrome. *Neurophysiol Clin.* 2005;35:81-91. Erratum in: *Neurophysiol Clin.* 2005 Oct;35(4):147-8.

Vidalhet M, **Vercueil L**, Houeto JL, Kryskowiak P, Benabid AL, Cornu P, Lagrange C, Tezenas du Montcel S, Dormont D, Grand S, Blond S, Detante O, Pillon B, Ardoun C, Agid Y, Destée A, Pollak P; French Stimulation du Pallidum Interne dans la Dystonie (SPIDY) Study Group. Bilateral deep-brain stimulation of the globus pallidus in primary generalized dystonia. *N Engl J Med.* 2005;352:459-67.

Semah F, Picot MC, Derambure P, Dupont S, **Vercueil L**, Chassagnon S, Marchal C, Thomas P, Ryvlin P. The choice of antiepileptic drugs in newly diagnosed epilepsy: a national French survey. *Epileptic Disord.* 2004;6:255-65.

Hamelin S, Rohr P, Kahane P, Minotti L, **Vercueil L**. Late onset hyperekplexia. *Epileptic Disord.* 2004;6:169-72.

Detante O, **Vercueil L**, Thobois S, Broussolle E, Costes N, Lavenne F, Chabardès S, Lebars D, Vidalhet M, Benabid AL, Pollak P. Globus pallidus internus stimulation in primary generalized dystonia: a H2150 PET study. *Brain.* 2004 Aug;127(Pt 8):1899-908.

Demattis M, Kahane P, **Vercueil L**, Depaulis A. MRI evidence for the involvement of basal ganglia in epileptic seizures: an hypothesis. *Epileptic Disord.* 2003;5:161-4.

Detante O, **Vercueil L**, Krack P, Chabardès S, Benabid AL, Pollak P. Off-period dystonia in Parkinson's disease but not generalized dystonia is improved by high-frequency stimulation of the subthalamic nucleus. *Adv Neurol.* 2004;94:309-14.

Chapitres d'ouvrage

Vercueil L. Epilepsy and Neurodegenerative diseases IN *Advanced therapy in epilepsy*. Eds Whelless, Wilmore & Brumback. 2009 PMPH-USA. pp 126-131

Vercueil L. De Saint Martin A, Hirsch E. Paroxysmal dyskinesia IN *Neurobiology of Disease*. Ed Gilman. Academic Press 2007, pp 297-304

Vercueil L. Dystonie. In *Les grands essais thérapeutiques en neurologie*. ED. P. Amarenco, O. Heinzel. John Libbey Eurotext 2009, pp 237-246

Vercueil L, Hamelin S. Eléments diagnostiques des crises épileptiques. In *Epilepsies. Bases Fondamentales*. Vol1. Ed P. Jallon, Doin 2007, pp 43-58

Hamelin S., **Vercueil L**. Facteurs favorisants des crises épileptiques. In *Epilepsies. Prise en Charge et Vie quotidienne des patients*. Vol3. Ed P. Jallon, Doin 2007, pp 53-61

CV RESPONSABLES SCIENTIFIQUES DU PROJET

Stéphane Bonnet, PhD Physique

Fonction : Ingénieur-Chercheur CEA, Laboratoire d'Electronique et des Systèmes pour la Santé (LE2S), CEA-LEITI, Grenoble

Titres : Ingénieur Ecole Nationale Supérieure d'Ingénieurs Electriciens de Grenoble (ENSIEG, INPG Grenoble)

Docteur es Ecole Doctorale Electronique, Electrotechnique, Automatisme de l'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, Novembre 2000.

Organisme : CEA-LEITI

Adresse : MINATEC Campus, 17 rue des Martyrs, 38054 Grenoble, France

Téléphone : 04.38.78.40.70 Fax : 04.38.78.54.56

E-mail : stephane.bonnet@cea.fr

Principales publications :

Roy RN, Charbonnier S, **Bonnet S** (2013). Eye blink detection and characterization using frontal EEG electrodes. *IEEE Trans. on Biomed. Eng.* To be submitted.

Mathieu NG, Gentaz E, Harquel S, Vercueil L, **Bonnet S**, Campagne A (2013). Brain processing of emotional scenes with age: Effect of arousal and affective contexts. *Plos One*. Submitted.

Barachant A, **Bonnet S**, Congedo M, Jutten C (2013). Classification of covariance matrices using a Riemannian-based kernel for BCI applications. *Neurocomputing*. Special Issue Advances in artificial neural networks, machine learning, and computational intelligence — Selected papers from the 20th European Symposium on Artificial Neural Networks (ESANN 2012), vol. 112, 172-178, 18 July 2013

Mathieu NG, **Bonnet S**, Harquel S, Gentaz E, Campagne A (2013). Single-trial ERP classification of emotional processing. 6th International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering NER-2013, Nov 5-8, San Diego, California, USA.

Roy RN, **Bonnet S**, Charbonnier S, Campagne A (2013). Mental fatigue and working memory load estimation: Interaction and implications for EEG-based passive BCI. Oral presentation (with proceeding) at the 35th Annual Intl. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC-2013), Osaka, Japan, July 3 – 7, 2013. pp. 6607-6610.

Foerster M, **Bonnet S**, Van Langenhove A, Porcherot J, Charvet G (2013). A synchronization method for wireless acquisition systems - Application to brain computer interfaces. 35th Annual Intl. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC-2013), Osaka, Japan, July 3 – 7, 2013. pp. 830-833.

Barachant A, **Bonnet S**, Congedo M, Jutten C (2012). Multi-class Brain Computer Interface Classification by Riemannian Geometry. *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, 59(4), 920-928.

Bonnet S, Bêche J-F, Gharbi S, Abdoun O, Bocqueler F, Joucla S, Agache V, Sauter F, Pham P, Dupont F, Matonti F, Hoffart L, Roux S, Dillas M, Kolomiets B, Caplette R, Chavvane F, Picaud S, Yvert B, Guillemard R (2012). *NeuroPXI: A real-time multi-electrode array system for recording, processing and stimulation of neural networks and the control of high-resolution neural implants for rehabilitation*. IRBM, IRBM, NUMERO SPECIAL. ANR TECSAN - Technologies pour la santé et l'autonomie. (accepté pour publication).

Sylvie Charbonnier, PhD Physique

Fonctions : Maître de conférences en automatique, traitement du signal, Université Joseph Fourier, Grenoble

Titres : Docteur es EEATS de l'Institut National Polytechnique de Grenoble

Habilitation à diriger des recherches

Organisme : Université Joseph Fourier

Adresse : Laboratoire Gipsa-lab , UMR 5216 CNRS - Grenoble INP - Université Joseph Fourier - 11 rue des Mathématiques ; BP 46 F - 38402 SAINT MARTIN D'HERES Cedex

Téléphone : 04 76 82 64 15

E-mail : Sylvie.Charbonnier@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Principales publications :

A. Picot, **S. Charbonnier**, A. Caplier (2011) On-line detection of drowsiness using brain and visual information, *IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 99, 1-12.

S. Charbonnier, L. Zoubek, S. Leseq, F. Chapotot (2011) Self evaluated automatic classifier as a decision-support tool for sleep/wake staging. *Computers in Biology and Medicine*, 41 , 380-389.

S. Charbonnier, S. Gentil (2010) On-line adaptive trend extraction of multiple physiological signals for alarm filtering in Intensive Care Units , *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 24, 382-408.

S. Leseq, **S. Charbonnier** (2010) Signal processing for monitoring and diagnosis : medical applications, *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 24, 343-345.

A. Picot, **S. Charbonnier**, A. Caplier (2010) Monitoring drowsiness on-line using a single encephalographic channel. In Barros de Mello, C. A. (Eds), *Biomedical Engineering* (pp. 145-164). In-Tech.

L. Zoubek , **S. Charbonnier**, S. Leseq, A. Buguet, F. Chapotot (2007) Feature selection for sleep/wake stages classification using data driven methods, *Biomedical Signal Processing and Control* , 3, 171-179.

Aurélien CAMPAGNE, PhD Neurosciences cognitives

Fonctions : Maître de conférences section Neurosciences à l'université Pierre Mendès France, Grenoble

Titres : Docteur es Neurosciences de l'Université Louis Pasteur (ULP) de Strasbourg
Maître de conférences en Neurosciences, université Pierre Mendès France, Grenoble

Organisme : Université Pierre Mendès France

Adresse : Laboratoire de Psychologie & NeuroCognition (CNRS UMR 5105)
Bâtiment Sciences de l'Homme et Mathématiques
BP 47, 38040 Grenoble Cedex 9

Téléphone : 04 56 52 85 08 Fax : 04 76 82 78 34

E-mail : aurélien.campagne@upmf-grenoble.fr

Principales publications :

A. Campagne, J. Martinerie, J. Lorenceau, B. Renault. Prediction index of perceptual awareness of faces through the analysis of neuronal synchronization: Application of Support Vector Machine classifiers (en révision)

A. Campagne, J. Martinerie, J. Lorenceau, B. Renault. Event-related components associated to the faces visual consciousness during a faces detection task. (en préparation)

A. Campagne, C. Petit-Boulanger, T. Pebayle, A. Muzet. How appraisal, immersion degree and specificity degree of action influence physiological discrimination of natural scenes presenting various danger degree: studies in a driving context (en révision).

A. Campagne, C. Petit-Boulanger, T. Pebayle, A. Muzet. Electrodermal changes and information processing as a function of decisional latitude and risk perception in a context of social interaction: study in a driving context (en révision).

D. Schön, R. Gordon, A. Campagne, C. Magne, C. Astesano, J.L. Anton, M. Besson (in press). Similar cerebral networks in language, music and song. NeuroImage.

G. Dehaene-Lambertz, S. Dehaene, J.L. Anton, A. Campagne, P. Ciuciu, G.P. Dehaene, I. Denghien, A. Jobert, D. Leblhan, M. Sigman, C. Pallier, J.B. Poline (2006). Functional segregation of cortical language areas by sentence repetition. Human Brain Mapping, 27: 360-371

Muzet A, Pellenin N, Campagne A, Pebayle T, Candas V (2006). Changing the ambient temperature in a vehicle: Effects on driver vigilance level. Sleep, 29, Suppl. S: A31-A31.

A. Campagne, T. Pebayle, A. Muzet (2005). Oculomotor changes due to roads incidents during a prolonged monotonous simulated driving. Biological Psychology, 68, 353-368.

J. Rogé, T. Pebayle, A. Campagne, A. MUZET (2005). Useful visual field reduction as a function of age and risk of accident in simulated car driving. Investigative Ophthalmology and Visual Science, 46(5), 1774 – 1779.

A. Campagne, T. Pebayle, A. Muzet (2004). Correlation between driving errors and vigilance level: influence of the driver's age. Physiology and Behavior, 80(4), 515-524.

INCLUSION VOLONTAIRE ADULTE

Critères d'inclusion

- Age entre 20 et 40 ans	oui	non
- Droitier	oui	non
- Langue maternelle française	oui	non
- Niveau d'étude Bac minimum	oui	non
- Vision et audition normales ou corrigées à la normale	oui	non
- Examen médical préalable de pré-inclusion	oui	non
- Affiliation à ou bénéficiaire d'un régime de sécurité sociale	oui	non
- Consentement éclairé signé	oui	non

Inclus si sept réponses oui

Critères d'exclusion :

- Sujets inclus dans une autre expérimentation clinique et/ou thérapeutique en cours	oui	non
- Troubles important de la vision ou de l'audition	oui	non
- Pathologies neurologiques ou neuropsychiatriques passées ou actuelles	oui	non
- Traitement médicamenteux susceptible de moduler l'activité cérébrale : benzodiazépine, antidépresseurs, neuroleptiques, lithium, etc.	oui	non
- G-test positif	oui	non
- Femme allaitant	oui	non
- Sujet sous tutelle	oui	non
- Ingestion d'alcool	oui	non

Si une réponse oui, exclusion

Date et signature du médecin investigateur ayant réalisé l'examen médical de pré-inclusion

Expérience : CARACoG

ANALYSE SUBJECTIVE DE L'ETAT DE SOMNOLENCE

Date :
Code du sujet :
Bloc expérimental (entourer) : 1, 2, 3, 4, 5, fin

Veuillez indiquer votre état de somnolence à ce moment précis, en entourant le chiffre correspondant à votre état. Vous pouvez aussi utiliser les états intermédiaires.

1 = Très éveillé
2 =
3 = Eveillé – niveau normal
4 =
5 = Ni éveillé, ni somnolent
6 =
7 = Somnolent, mais sans effort pour rester éveillé
8 =
9 = Très somnolent avec de grands efforts pour rester éveillé, luttant contre le sommeil

Annexe F

Curriculum vitae détaillé

Raphaëlle N. Roy, PhD

<http://raphaelleroy.blogspot.fr/>

roy.rafaelle@gmail.com

+33 (0)6 49 12 24 27

French



Expert in physiological computing & neuroergonomics

Research experience

Oct. 2011-May 2015 (3 years & 8 mo.): PhD fellow at the [CEA-Leti](#) (DTBS/STD/LE2S) & [Gipsa-Lab](#), under the supervision of S. Charbonnier, PhD, S. Bonnet, PhD and A. Campagne, PhD ([LPNC](#)). Research topic: “Mental state electrophysiological markers: Contributions to passive brain-computer interfaces”.

2010-2011 (10 mo.): Research Assistant at the [LPNC](#), Grenoble, supervised by A. Campagne, PhD & S. Donnadieu, PhD. Research topic: “Attentional blink phenomenon: Is the time course of attentional components dependent or independent on modality? A vision and audition EEG study”.

2009-2010 (10 mo.): Research Assistant at the [LPNC](#), Grenoble, supervised by A. Campagne, PhD & S. Rousset, PhD. Research topic: “Neural bases of context influence on familiar and unknown face processing: A comparative study of simultaneous and sequential priming in EEG”.

2009-2009 (2 mo.): Research Assistant at the [Neuroimaging Lab](#), University of British Columbia, Vancouver, supervised by T. Handy, PhD & M. Mickleborough. Research topic: “Migraineurs’ EEG correlates of visual attention”.

2008-2009 (8 mo.): Research Assistant at the [Infant Studies Center](#), University of British Columbia, Vancouver, supervised by Pr J. Werker, PhD, & H. Yeung, PhD. Research topic: “Do our own articulatory gestures influence our perception of Speech Sounds?”.

Education

Oct. 2011-May 2015: Doctoral studies in Signal Processing & Cognitive Neuroscience at the CEA-Leti & Gipsa-Lab, Univ. Grenoble-Alpes, Grenoble, France. Defense on June the 4th, 2015.

2010-2011: Master of Research (2nd year) in Neurocognition, Univ. Grenoble-Alpes, Grenoble, France, *summa cum laude*.

2009-2010: Master of Research (1st year) in Neurocognition, Univ. of Savoy, Chambéry, *summa cum laude* + Bachelor’s degree in Psychology, *magna cum laude*.

2006-2009: Bachelor's degree in Cognitive Science; 3rd year: University of British Columbia, Vancouver, Canada, 86% (A); 2nd & 1st years: Univ. Lumière Lyon 2, *summa cum laude*.

2004-2005: 1st year of scientific and Biology oriented "classes préparatoires", Lycée Georges Clemenceau, Reims, France. Accepted in 2nd year.

June 2004: Scientific and Biology oriented « baccalauréat », *magna cum laude*, Lycée Georges Clemenceau, Reims, France.

Research topics

Neuroergonomics & Passive Brain-Computer Interfaces for mental state monitoring, quality assessment and implicit system adaptation.

Cognitive processing: Perceptual & attentional processes, workload, mental fatigue, selective attention.

Neurophysiological measurements: Electroencephalography (EEG), electrocardiography (ECG), electrooculography (EOG), electrodermal activity (EDA).

Communications

PUBLICATIONS (peer-reviewed): **articles**, **patents**, **book chapters** & **proceedings**

Submitted & in progress (**2**)

Roy, R. N., Bonnet, S., Charbonnier, S., & Campagne, A. (in progress) Efficient mental workload estimation using EEG features in a close to real life implementation. *Journal of Neural Engineering*.

Roy, R. N., Bonnet, S., Harquel, S., Guinet, E., Charbonnier, S., Vercueil, L. & Campagne, A. (in progress) Resource depletion influence on temporal selective attention: An ERP study. *International Journal of Psychophysiology*.

Published, in press & accepted (**1 – 1 – 1 - 7**)

Roy, R. N. & Frey, J. (accepted) Neurophysiological markers for passive BCIs. In Bougrain, L, Clerc, L. & Lotte, F. (Eds.), *Brain-Computer Interfaces: Methods, applications and perspectives*. UK: ISTE-Wiley.

Roy, R. N., Bonnet, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (accepted) A Comparison of ERP Spatial Filtering Methods for Optimal Mental Workload Estimation. *Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, Milano, Italy, 2015, Aug.

Roy, R. N., Bonnet, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (2015) Enhancing single-trial mental workload estimation through xDAWN spatial filtering. Poster, *Int. IEEE EMBS Neur. Eng. Conf.*, Montpellier, France, 2015, Apr.

- Roy, R. N.**, Breust, A., Bonnet, S., Porcherot, J., Charbonnier, S., Godin, C. & Campagne, A. (2015) Influence of workload on auditory evoked potentials in a single-stimulus paradigm. Oral presentation, *Int. Conf. on Physiological Computing Systems*, Angers, France, 2015, Feb.
- Roy, R. N.**, Charbonnier, S. & Bonnet, S. (2014) Eye blink characterization from frontal EEG electrodes using source separation and pattern recognition algorithms. *Biomedical Signal Processing and Control*, 14, pp. 256-264.
- Roy, R. N.**, Charbonnier, S. & Bonnet, S. (2014) Detection of mental fatigue using an active BCI inspired signal processing chain. Oral presentation, *World Congress of the Int. Fed. of Automatic Control*, Cape Town, South Africa, 2014, Aug.
- Roy, R. N.**, Charbonnier, S. & Bonnet, S. (2014) A multi-channel EEG signal processing chain to detect mental fatigue. Oral presentation, *Int. Symp. on Somnolence and Safety*, Brussels, Belgium, 2014, Feb.
- Roy, R. N.**, Charbonnier, S. & Bonnet, S. (2013) French patent # 13 59288. Procédé, système et programme d'ordinateur pour la détection et la caractérisation de clignements oculaires par électro-encéphalographie.
- Roy, R. N.**, Bonnet, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (2013) Mental fatigue and working memory load estimation: Interaction and implications for EEG based passive BCI. Oral presentation, *Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, Osaka, Japan, 2013, Jul.
- Roy, R. N.**, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (2013) Probing ECG-based mental state monitoring on short time segments. Oral presentation, *Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, Osaka, Japan, 2013, Jul.

OTHER INTERNATIONAL COMMUNICATIONS (peer-reviewed): 3

- Roy, R. N.**, Bonnet S., Campagne, A. S. & S. Charbonnier (2012) Mental fatigue impacts workload level classification performance. Poster, *BBCI workshop*, Berlin, Germany, 2012, Sept.
- Roy, R. N.**, Bonnet, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (2012) Time-on-task effect on workload level discriminability through electroencephalography. Poster, *Biomag Conf.*, Paris, France, 2012, Aug.
- Mickleborough, M. J. S., Toma, A. S., **Roy, R. N.** & Handy, T. C. (2010). Migraine is associated with visual field asymmetries in cognitive expectancies. Poster, *Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, Montréal, Canada, 2010, Apr.

OTHER NATIONAL OR LOCAL COMMUNICATIONS: 3

- Charbonnier, S., **Roy, R. N.** & Bonnet, S. (2015) Methods to monitor mental fatigue in operators using EEG signals. Invited talk, *61th Biometric Colloquium*, Technische Universität Dortmund, Germany, 2015, March.
- Roy, R. N.**, Bonnet, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (2013) Joint influence of working memory load and time-on-task on rare target processing: An event-related study. Poster, *11^{ème} colloque de la Société des Neurosciences*, Lyon, France, 2013, May.

Mathieu, N., **Roy, R. N.**, Campagne, A. & Bonnet, S. (2012) Interfaces cerveau-machine passives : Apports mutuels entre neurosciences cognitives et ingénierie. Oral presentation, *Rencontres du Pôle Grenoble Cognition (3ème édition)*, Grenoble, France, 2012, May.

Teaching experience

2013-2014: Temporary lecturer at the Univ. Joseph Fourier, Grenoble; **Brain-computer interfaces: Cognitive Neuroscience and Signal Processing provide new clinical and everyday life devices**, for students in their 2nd year of the International Neuroscience master (**6h; lectures**).

2012-2014: Temporary lecturer at the Univ. Joseph Fourier, Grenoble, **Neurophysiology** for 3rd year Psychology students (**36h; practical sessions**).

2011-2014: Temporary lecturer at the University of Savoy, Chambéry, **Introduction to Cognitive Science** for 1st year students in Applied Mathematics (**36h; lectures**).

2010-2011: Temporary lecturer at the Univ. Pierre Mendès France, Grenoble, **Introduction to Human Biology** for 1st year students in Psychology (**24h; applied courses**).

Supervising experience

Feb.-July 2015: **Co-supervision** of Radka Dolezalova, graduate student, on the comparison of connectivity measures for mental workload estimation (with S. Charbonnier, PhD).

Mar.-Sept. 2014.: **Co-supervision** of Alexis Breust, graduate student (ENSIMAG engineering school) on the design of an EEG and ECG monitoring system implemented on a tablet (with J. Porcherot).

2012-2013: **Co-supervision** of 3rd year engineering students (ENSE3 engineering school) on the comparison of EEG denoising methods (with S. Charbonnier, PhD).

Skills & Interests

Languages: French: native; **English:** fluent; Spanish: fair; Hungarian: notions; Latin: high school.

Computer:

- Tools: LaTeX, SPSS, Statistica, Statview, E-prime, Praat, Blender, Word, Excel, Power point, Git.
- Programming languages: Matlab; C to reactivate; notions in R, html & E-basic.

Imaging:

- EEG, EOG, ECG, EDA: practical & theoretical knowledge
 - Acquisition systems: OpenViBE, BioSemi & BrainAmp.
 - Data processing softwares: OpenViBE & BrainAnalyzer.
- IRMf, TMS, MEG, fNIRS & oculometry: theoretical knowledge.

Leisure: Music (viola da gamba, cello, piano, choir), reading, travelling, learning languages.

Other

Reviewing activities (# review completed): 2013, Neuroscience and Biobehavioral Reviews (1)

Session chair at the PhyCS'15 conference, session 2, Angers, France, 2015, Feb.

English: TOEFL ITP November 2007, CLES2 June 2008.

Scholarships:

- Scholarship for an exchange with the University of British Columbia, Vancouver, April 2008
- Selected by the doctoral school EDISCE, Grenoble, for a National Research scholarship (MENRT), June 2011.

Referees

Stéphane Bonnet, PhD, Engineer-Researcher in Signal Processing, CEA, Grenoble, France, + 33 (0)4 38 78 40 70, stephane.bonnet@cea.fr

Aurélien Campagne, PhD, Associate professor in Neuroscience, Univ. Grenoble-Alpes, France, +33 (0)4 76 82 78 06, aurelie.campagne@upmf-grenoble.fr

Sylvie Charbonnier, PhD, Associate professor in Signal Processing, Univ. Grenoble-Alpes, France, +33 (0)4 76 82 64 15, sylvie.charbonnier@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

Todd Handy, PhD, Professor in Cognitive Science, the University of British Columbia, Canada, +001 604 822 2755, todd@psych.ubc.ca

Annexe G

Productions scientifiques découlant de la thèse

Publications (avec comité de lecture) :

- **Roy, R. N.**, Bonnet, S., Charbonnier, S., & Campagne, A. (**in progress**) Efficient mental workload estimation using EEG features in a close to real life implementation.
- **Roy, R. N.**, Bonnet, S., Harquel, S., Guinet, E., Charbonnier, S., Vercueil, L. & Campagne, A. (**in progress**) Resource depletion influence on temporal selective attention : An ERP study.
- **Roy, R. N.**, & Frey, J. (**accepted**) Neurophysiological markers for passive BCIs. In Bougrain, L., Clerc, M. & Lotte, F. (Eds.), *Brain-Computer Interfaces : Methods, applications and perspectives*. UK : ISTE-Wiley.
- **Roy, R. N.**, Bonnet, S., Charbonnier, S., P. Jallon & Campagne, A. (**accepted**) A Comparison of ERP Spatial Filtering Methods for Optimal Mental Workload Estimation, *Int. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, Milano, Italy, 2015, Aug.
- **Roy, R. N.**, Bonnet, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (**2015**) Enhancing single-trial mental workload estimation through xDAWN spatial filtering, *Int. IEEE Conf. Neur. Eng.*, Montpellier, France, 2015, Apr.
- **Roy, R. N.**, Breust, A., Bonnet, S., Porcherot, J., Charbonnier, S., Godin, C. & Campagne, A. (**2015**) Influence of workload on auditory evoked potentials in a single-stimulus paradigm. Oral presentation, *Int. Conf. Physiol. Comput. Syst.*, Angers, France, 2015, Feb.
- **Roy, R. N.**, Charbonnier, S. & Bonnet, S. (**2014**) Eye blink characterization from frontal EEG electrodes using source separation and pattern recognition algorithms. *Biomedical Signal Processing and Control*, 14, pp. 256-264.
- **Roy, R. N.**, Charbonnier, S. & Bonnet, S. (**2014**) Detection of mental fatigue using an active BCI inspired signal processing chain. Oral presentation, *World Congress Int. Fed. Autom. Contr.*, Cape Town, South Africa, 2014, Aug.
- **Roy, R. N.**, Charbonnier, S. & Bonnet, S. (**2014**) A multi-channel EEG signal processing chain to detect mental fatigue. Oral presentation, *Int. Symp. Somnolence and Safety*, Brussels, Belgium, 2014, Feb.
- **Roy, R. N.**, Charbonnier, S. & Bonnet, S. (**2013**) French patent number 13 59288. Procédé, système et programme d'ordinateur pour la détection et la caractérisation de clignements oculaires par électro-encéphalographie.
- **Roy, R. N.**, Bonnet, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (**2013**) Mental fatigue and working memory load estimation : Interaction and implications for EEG based passive BCI. Oral presentation, *Int. IEEE Conf. Eng. Med. Biol. Soc.*, Osaka, Japan, 2013, July.
- **Roy, R. N.**, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (**2013**) Probing ECG-based mental state monitoring on short time segments. Oral presentation, *Int. IEEE Conf. Eng. Med.*

Biol. Soc., Osaka, Japan, 2013, July.

Autres communications internationales (avec comité de lecture) :

- **Roy, R. N.**, Bonnet S., Campagne, A. S. & Charbonnier, S. (**2012**) Mental fatigue impacts workload level classification performance. *BBCI workshop*, Berlin, Germany, 2012, Sept.
- **Roy, R. N.**, Bonnet, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (**2012**) Time-on-task effect on workload level discriminability through electroencephalography. *Biomag Conf.*, Paris, France, 2012, Aug.

Autres communications nationales/locales :

- Charbonnier, S., **Roy, R. N.** & Bonnet, S. (**2015**) Methods to monitor mental fatigue in operators using EEG signals. Invited talk, *61th Biometric Colloquium*, *Technische Universität Dortmund*, Germany, 2015, March.
- **Roy, R. N.**, Bonnet, S., Charbonnier, S. & Campagne, A. (**2013**) Joint influence of working memory load and time-on-task on rare target processing : An event-related study. *11^{ème} colloque de la Société des Neurosciences*, Lyon, France, 2013, May.
- Mathieu, N., **Roy, R. N.**, Campagne, A. & Bonnet, S. (**2012**) Interfaces cerveau-machine passives : Apports mutuels entre neurosciences cognitives et ingénierie. Oral presentation, *Rencontres du Pôle Grenoble Cognition (3^{ème} édition)*, Grenoble, France, 2012, May.

Annexe H

Liste des vacations données au cours de la thèse & encadrements réalisés

H.1 Vacations

- **2013-2014** : *Brain-computer interfaces : Cognitive Neuroscience and Signal Processing provide new clinical and everyday life devices*, aux étudiants de dernière année du master international de neuroscience (6h ; Cours Magistraux), Université Joseph Fourier, Grenoble.
- **2012-2014** : *Neurophysiologie*, aux étudiants de 3^{ème} année de Psychologie (36h ; Travaux Pratiques), Université Joseph Fourier, Grenoble.
- **2011-2014** : *Introduction aux Sciences Cognitives*, aux étudiants de 1^{ère} année de Mathématiques Appliquées aux Sciences Sociales (36h ; Cours Magistraux), Université de Savoie, Chambéry.
- **2010-2011** : *Introduction à la Biologie Humaine*, aux étudiants de 1^{ère} année de Psychologie (24h ; Travaux Dirigés), Université Pierre Mendès France, Grenoble.

H.2 Encadrements

- **2015** : Co-encadrement de Radka Dolezalova, élève ingénieure, sur l'estimation de la charge mentale par le biais de mesures de connectivité (avec Dr. S. Charbonnier).
- **2014** : Co-encadrement d'Alexis Breust, élève ingénieur en dernière année à l'ENSIMAG, sur l'implémentation sur tablette d'un système de monitoring EEG et ECG (avec J. Porcherot).
- **2012-2013** : Co-encadrement de trois élèves ingénieurs en dernière année à l'ENSE3, sur la comparaison de méthodes de débruitage du signal EEG (avec Dr. S. Charbonnier).

What does a brain do when it sees a friend across the street? It gives a brain wave.

Résumé : L'estimation de l'état mental d'un individu sur la base de son activité cérébrale et de ses activités physiologiques résultantes est devenue l'un des challenges des interfaces cerveau-machine (ICM) dites passives, dans le but notamment de répondre à un besoin en neuroergonomie. Ce travail de thèse se focalise sur l'estimation des états de fatigue et de charge mentale. Son objectif est de proposer des chaînes de traitement efficaces et réalistes dans leur mise en œuvre. Ainsi, un des points à l'étude a été la modulation des indicateurs de charge ainsi que la robustesse des performances de classification en fonction du temps passé sur une tâche (TPT). L'impact de la charge et du TPT sur les marqueurs d'état attentionnel a aussi été évalué. Pour ce faire, un protocole expérimental a été mis en œuvre afin de recueillir les signaux électroencéphalographiques (EEG), cardiaques (ECG) et oculaires (EOG) de participants volontaires sains lors de la réalisation prolongée d'une tâche combinant charge en mémoire de travail et attention sélective. Des chaînes de traitement performantes incluant une étape de filtrage spatial et une classification supervisée ont été mises en place afin de classer au mieux ces états. La pertinence de plusieurs marqueurs électrophysiologiques a été comparée, notamment l'activité EEG spontanée et les potentiels évoqués (PEs), ainsi que différentes étapes de prétraitement dont les méthodes de filtrage spatial pour PEs. Des effets d'interactions ont été mis au jour entre les différents états mentaux, dont un effet négatif du TPT sur les performances en classification de la charge mentale lorsque l'on utilise des marqueurs mesurant la puissance moyenne de l'EEG dans des bandes de fréquence d'intérêt. La chaîne basée sur les PEs est en revanche robuste à cet effet. Une comparaison du type de stimuli utilisables pour éliciter les PEs a révélé que des stimuli tâche-indépendants permettent tout de même d'obtenir des performances très élevées, ce qui montre leur pertinence pour une implémentation en situation réelle. En perspective seront présentés des travaux en cours visant à mettre en évidence des marqueurs de charge mentale robustes à la tâche, ainsi que l'utilité des potentiels évoqués auditifs en paradigme de simple stimulus.

Mots clefs : Interface-cerveau-machine ; Electroencéphalographie (EEG) ; Fatigue mentale ; Charge mentale ; Attention sélective ; Classification ; Filtrage spatial.

Abstract : Mental state estimation on the basis of cerebral activity and its resulting physiological activities has become a challenge for passive Brain-Computer Interfaces (BCI), in particular to address a need in neuroergonomics. This thesis work focuses on mental fatigue and workload estimation. Its purpose is to provide efficient and realistic processing chains. Thus, one issue was the modulation of workload markers as well as classification performance robustness depending on time-on-task (TOT). The impact of workload and TOT on attentional state markers was also assessed. For those purposes, an experimental protocol was implemented to collect the electroencephalographic (EEG), cardiac (ECG) and ocular (EOG) signals from healthy volunteers as they performed for a prolonged period of time a task that mixes working memory load and selective attention. Efficient signal processing chains that include spatial filtering and classification steps were designed in order to better estimate these mental states. The relevance of several electrophysiological markers was compared, among which spontaneous EEG activity and event-related potentials (ERPs), as well as various preprocessing steps such as spatial filtering methods for ERPs. Interaction effects between mental states were brought to light. In particular, TOT negatively impacted mental workload estimation when using power features. However, the chain based on ERPs was robust to this effect. A comparison of the type of stimuli that can be used to elicit the ERPs revealed that task-independent probes still allow very high performance, which shows their relevance for real-life implementation. Lastly, ongoing work that aims at assessing task-robust workload markers, as well as the usefulness of auditory ERPs in a single-stimulus paradigm will be presented as prospects.

Keywords : Brain-computer interfaces ; Electroencephalography (EEG) ; Mental fatigue ; Mental workload ; Selective attention ; Classification ; Spatial filtering.